



TESIS - SS14 2501

**PENDEKATAN *MODIFIED PARTICLE SWARM*
OPTIMIZATION DAN *ARTIFICIAL BEE*
COLONY PADA *FUZZY GEOGRAPHICALLY*
*WEIGHTED CLUSTERING***

(Studi Kasus pada Faktor *Stunting* Balita di Provinsi Jawa Timur)

BAMBANG SULISTYO HADI
NRP.1315201720

DOSEN PEMBIMBING
Dr. Kartika Fithriasari, M.Si
Dr. Muhammad Mashuri, MT

PROGRAM MAGISTER
JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2017



TESIS - SS14 2501

**PENDEKATAN *MODIFIED PARTICLE SWARM
OPTIMIZATION* DAN *ARTIFICIAL BEE
COLONY* PADA *FUZZY GEOGRAPHICALLY
WEIGHTED CLUSTERING***

(Studi Kasus pada Faktor *Stunting* Balita di Provinsi Jawa Timur)

**BAMBANG SULISTYO HADI
NRP.1315201720**

**DOSEN PEMBIMBING
Dr. Kartika Fithriasari, M.Si
Dr. Muhammad Mashuri, MT**

**PROGRAM MAGISTER
JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2017**



THESIS - SS14 2501

MODIFIED PARTICLE SWARM OPTIMIZATION AND ARTIFICIAL BEE COLONY APPROACH ON FUZZY GEOGRAPHICALLY WEIGHTED CLUSTERING

(Case Study on Infant Stunting Factors in East Java Province)

**BAMBANG SULISTYO HADI
NRP.1315201720**

SUPERVISORS

**Dr. Kartika Fithriasari, M.Si
Dr. Muhammad Mashuri, MT**

**MAGISTER PROGRAMME
DEPARTMENT OF STATISTICS
FACULTY OF MATHEMATICS AND NATURAL SCIENCES
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2017**

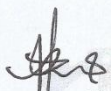
**PENDEKATAN MODIFIED PARTICLE SWARM OPTIMIZATION
DAN ARTIFICIAL BEE COLONY PADA FUZZY
GEOGRAPHICALLY WEIGHTED CLUSTERING
(Studi Kasus Pada Faktor Stunting Balita di Provinsi Jawa Timur)**

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Sains (M.Si)
di
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Oleh:

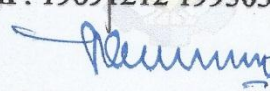
**BAMBANG SULISTYO HADI
NRP. 1315 201 720**

Tanggal Ujian : 12 Januari 2017
Periode Wisuda : Maret 2017

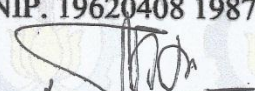
Disetujui oleh:


1. Dr. Kartika Fithriasari, M.Si.
NIP. 19691212 199303 2 002

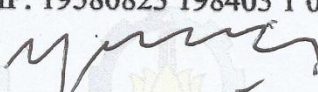
(Pembimbing I)


2. Dr. Muhammad Mashuri, M.T.
NIP. 19620408 198701 1 001

(Pembimbing II)


3. Dr. Agus Suharsono, M.S.
NIP. 19580823 198403 1 003

(Penguji)


4. Dr. Bonivastius Prasetya Ichtiarto, S.Si.
NIP. 19690602 199101 1 001

(Penguji)

Direktur Program Pascasarjana,



Prof. Ir. Djauhar Manfaat, M.Sc., Ph.D.
NIP.19601202 198701 1 001

**PENDEKATAN *MODIFIED PARTICLE SWARM*
OPTIMIZATION DAN *ARTIFICIAL BEE COLONY* PADA
FUZZY GEOGRAPHICALLY WEIGHTED CLUSTERING
(Studi Kasus Pada Faktor *Stunting* Balita di Provinsi Jawa
Timur)**

Nama Mahasiswa : Bambang Sulistyo Hadi
NRP : 1315201720
Dosen Pembimbing : Dr. Kartika Fithriasari, M.Si
Co - Pembimbing : Dr. Muhammad Mashuri, MT

ABSTRAK

Fuzzy Geographically Weighted Clustering (FGWC) adalah varian dari *Fuzzy C-Mean* (FCM), merupakan alternatif yang *geographically aware* untuk algoritma standar FCM dengan mendukung kemampuan untuk menerapkan efek populasi dan jarak untuk menganalisis *cluster* geo-demografis. FGWC sensitif terhadap inisialisasi ketika pemilihan pusat *cluster* secara acak menyebabkan solusi jatuh ke lokal optimum dengan mudah. *Artificial Bee Colony* (ABC) dan *Particle Swarm Optimization* (PSO) adalah metode yang cukup sering digunakan di metaheuristik. PSO dan ABC dapat memecahkan secara efisien dan efektif berbagai masalah fungsi optimasi dalam beberapa kasus ketika diintegrasikan ke dalam FCM. Pada penelitian ini akan diintegrasikan PSO dan ABC kedalam FGWC (FGWC-PSO dan FGWC-ABC) dengan terlebih dahulu melakukan pemilihan penimbang inersia pada PSO dan modifikasi formula pada ABC sehingga diharapkan dapat meningkatkan performa FGWC. Selanjutnya kedua metode tersebut diterapkan untuk mengelompokkan kabupaten/kota berdasarkan faktor *stunting* balita karena *stunting* berkaitan dengan pola perilaku dan lokasi tempat tinggal (geografi), *Stunting* merupakan pertumbuhan linear yang terhambat dikarenakan kekurangan gizi pada masa penting pertumbuhan balita. Performa hasil *cluster* yang terbentuk akan dibandingkan dengan 6 Indeks evaluasi pengelompokkan yaitu *Partition Coefficient*, *Classification Entropy*, *Partition Index*, *Separation Index*, *Xie and Beni Indeks*, dan *IFV Index*.

Kata Kunci: ABC, FCM, FGWC, FGWC-ABC, FGWC-PSO, PSO

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

***MODIFIED PARTICLE SWARM OPTIMIZATION AND
ARTIFICIAL BEE COLONY APPROACH ON
FUZZY GEOGRAPHICALLY WEIGHTED CLUSTERING
(Case Study On Infant Stunting Factors In East Java Province)***

Name : Bambang Sulistyo Hadi
NRP : 1315201720
Supervisor : Dr. Kartika Fithriasari, M.Si
Co – Supervisor : Dr. Muhammad Mashuri, MT

ABSTRACT

Fuzzy Geographically Weighted *Clustering* (FGWC) is a Fuzzy c-mean (FCM) variant, which geographically aware alternative to a standard FCM algorithm by supporting the capability to apply population and distance effects for analyzing a geo-demographic *cluster*. FGWC is sensitive to initialization when the random selection in the *cluster* falling into the local optima easily. Artificial Bee Colony (ABC) and Particle Swarm Optimization (PSO) are the most popular methods on metaheuristic. PSO and ABC can solve efficiently and effectively various functions optimization problems, in some case when integrated into FCM. In this study, the PSO and ABC will integrate to FGWC (FGWC-PSO and FGWC-ABC) by first selecting the inertia weight effectively and efficiently in the PSO and make modifications to the formula on ABC that are expected to improve performance of FGWC. Furthermore, these methods were applied to *clustering* regency/municipality based on infant *stunting* factors because *stunting* related with people behaviour and their location (geography). *Stunting* is linear growth failure due to malnutrition during the critical growth of children. The performance of *cluster* formed will be compare with six different *cluster* evaluation: Partition Coefficient, Classification Entropy, Partition Index, Separation Index, Xie and Beny Index, dan IFV Index.

Keyword: ABC, FCM, FGWC, FGWC-ABC, FGWC-PSO, PSO

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

KATA PENGANTAR



Alhamdulillah , puji dan syukur penulis panjatkan kehadirat ALLAH SWT karena atas berkat rahmat-Nya penulis diperkenankan menyelesaikan tesis yang berjudul ***“Pendekatan Modified particle Swarm Optimization dan Artificial Bee Colony pada Fuzzy Geographically Weighted Clustering (Studi Kasus pada Faktor Stunting Balita di Provinsi Jawa Timur)”*** dengan baik dan tepat waktu.

Keberhasilan penyusunan tesis ini tidak terlepas dari bantuan, bimbingan, petunjuk, dan dukungan dari berbagai pihak. Sehubungan dengan itu, teriring rasa syukur dan doa, penulis menyampaikan ucapan terima kasih kepada:

1. Badan Pusat Statistik (BPS) yang telah memberi kesempatan serta beasiswa kepada penulis untuk melanjutkan studi program S2 di ITS.
2. Ibu Dr. Kartika Fithriasari, M.Si, dan Bapak Dr. Muhammad Mashuri, M.T selaku dosen pembimbing yang ditengah segala kesibukannya dapat meluangkan waktu untuk memberikan bimbingan, saran, masukan, serta motivasi selama penyusunan tesis ini.
3. Bapak Dr. Purhadi, M.Sc selaku dosen wali penulis selama menuntut ilmu di ITS.
4. Bapak Dr. Suhartono, M.Sc selaku Ketua Jurusan Statistika dan Bapak Dr.rer.pol. Heri Kuswanto, S.Si, M.Si selaku Ketua Program Studi Pascasarjana Jurusan Statistika FMIPA ITS atas arahan dan bantuannya selama penulis menempuh pendidikan di Program Magister Jurusan Statistika ITS.
5. Bapak Dr. Agus Suharsono, M.S, dan Bapak Dr. Bonivasius Prasetya Ichtiarto, S.Si selaku penguji yang telah banyak memberikan saran dan masukan untuk menjadikan tesis ini menjadi lebih baik.
6. Seluruh Bapak/Ibu dosen pengajar yang telah memberikan ilmu dan pengalaman yang bermanfaat kepada penulis, serta segenap karyawan dan keluarga besar Jurusan Statistika FMIPA ITS atas segala dukungan dan bantuannya.

7. Ibu Nuraini dan Bapak Warilan, orangtua penulis yang tidak pernah putus dalam memberikan doa restunya kepada penulis.
8. Istriku tercinta Indah Kusuma Maharani untuk semua pengorbanan, keikhlasan, kesabaran, dukungan dan semangat yang tiada henti kepada penulis, serta ketiga DNA-ku tersayang, Danish Najwan Ahnaf, Daffa Naufal Arsyah, dan Divya Nara Anindita sebagai penyejuk hati dan semangat penulis.
9. Teman-teman BPS ITS angkatan 9, terima kasih atas segala bantuan, kebersamaan, dan kekompakannya selama menjalani pendidikan di ITS.
10. Mas Syahrul, Mas Saad T, Mas Arie W, Mba Nila N atas semua diskusi dan bantuannya sehingga program dari tugas akhir ini dapat terselesaikan dengan baik.
11. Semua pihak yang telah membantu penyelesaian tesis ini.

Penulis menyadari bahwa tesis ini masih jauh dari sempurna. Oleh karena itu, kritik maupun saran yang bersifat membangun sangat penulis harapkan demi perbaikan selanjutnya. Akhirnya, penulis berharap mudah-mudahan tesis ini bermanfaat untuk semua pihak yang memerlukan.

Surabaya, Januari 2017

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
LEMBAR PENGESAHAN	i
ABSTRAK	iii
ABSTRACT	v
KATA PENGANTAR	vii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR GAMBAR	xi
DAFTAR TABEL	xii
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Perumusan Masalah	5
1.3 Tujuan Penelitian	5
1.4 Manfaat Penelitian	6
1.5 Batasan Permasalahan	6
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA	9
2.1 Analisis <i>Cluster</i>	9
2.2 Analisis Geo-Demografi (AGD)	9
2.3 <i>Fuzzy Clustering</i>	10
2.4 <i>Fuzzy Geographically Weighted Clustering</i> (FGWC)	11
2.5 Metode Metaheuristik	13
2.5.1 Diversifikasi dan Intensifikasi pada Metaheuristik	14
2.5.2 <i>Particle Swarm Optimization</i> (PSO)	15
2.5.3 <i>Artificial Bee Colony</i> (ABC)	19
2.6 Fungsi Objektif FGWC	22
2.7 Indeks Validitas	26
2.7.1 <i>Partition Coefficient</i> (PC)	27
2.7.2 <i>Classification Entropy</i> (CE)	27
2.7.3 <i>Partition Index</i> (SC)	27
2.7.4 <i>Separation Index</i> (S)	28

2.7.5 Xie and Beni's Index (XB)	28
2.7.6 IFV Index (IFV)	28
2.8 Permasalahan <i>Stunting</i>	29
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN	35
3.1. Sumber Data dan Instrumen Pengolahan	35
3.2. Variabel Penelitian dan Definisi Operasional	35
3.3. Tahapan Penelitian	38
3.3.1 Melakukan modifikasi algoritma FGWC-PSO	38
3.3.2 Melakukan modifikasi algoritma FGWC-ABC	40
3.3.3 Melakukan perbandingan evaluasi hasil <i>clustering</i>	42
3.4. Kerangka Pikir Penelitian	43
BAB 4 ANALISIS DAN PEMBAHASAN	45
4.1. Gambaran Umum	45
4.1.1 Faktor Langsung Penyebab <i>Stunting</i> Balita	48
4.1.2 Faktor Tidak Langsung Penyebab <i>Stunting</i>	50
4.1.3 Akar Masalah Penyebab <i>Stunting</i>	53
4.2. Perbandingan Varian FGWC-PSO	54
4.3. Perbandingan FGWC-ABC dan FGWC-MABC	57
4.4. Perbandingan FGWC-PSO-LD dan FGWC-MABC	61
4.5. Karakteristik <i>Cluster</i> pada Faktor <i>Stunting</i> Balita	65
4.5.1 Karakteristik hasil <i>clustering</i> pada jumlah <i>cluster</i> 2	66
4.5.2 Karakteristik hasil <i>clustering</i> pada jumlah <i>cluster</i> 3	69
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN	75
5.1. Kesimpulan	75
5.2. Saran	76
DAFTAR PUSTAKA	77
LAMPIRAN	81
BIOGRAFI PENULIS	107

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1. Gambaran konsep <i>fuzzy clustering</i> klasik dan FGWC	13
Gambar 2.2. Kecepatan dan Posisi Partikel.	16
Gambar 2.3. Gerakan partikel dan pembaruan kecepatan	17
Gambar 2.4. Kerangka Konseptual status Gizi (Unicef, 1990)	31
Gambar 2.5. Kerangka Pemilihan Variabel <i>Stunting</i>	33
Gambar 3.1. Flowchart Algoritma FGWC-PSO	40
Gambar 3.2. Flowchart Algoritma FGWC-ABC	42
Gambar 3.3. Kerangka Pikir Penelitian	44
Gambar 4.1. Prevalensi <i>Stunting</i> di Provinsi Jawa Timur Tahun 2013.....	46
Gambar 4.2 Faktor <i>stunting</i> balita terkait asupan zat gizi	48
Gambar 4.3 Faktor <i>stunting</i> balita terkait dengan infeksi penyakit	49
Gambar 4.4 Faktor <i>stunting</i> balita terkait dengan pola asuh	50
Gambar 4.5 Faktor <i>stunting</i> balita terkait dengan fasilitas kesehatan.....	51
Gambar 4.6 Faktor <i>stunting</i> balita terkait dengan faktor lingkungan	52
Gambar 4.7. Faktor <i>stunting</i> balita terkait dengan tingkat kemiskinan	53
Gambar 4.8. Faktor <i>stunting</i> balita terkait dengan faktor ibu.....	53
Gambar 4.9. Evaluasi FGWC-PSO menggunakan Indeks IFV.....	54
Gambar 4.10. Evaluasi FGWC-PSO menggunakan Indeks PC	55
Gambar 4.11. Evaluasi FGWC-PSO menggunakan Indeks CE.....	56
Gambar 4.12. Evaluasi FGWC-PSO menggunakan Indeks SC dan Indeks S.....	56
Gambar 4.13. Evaluasi FGWC-PSO menggunakan Indeks XB	57
Gambar 4.14. Evaluasi FGWC-ABC dan FGWC-MABC menggunakan Indeks IFV	58
Gambar 4.15. Evaluasi FGWC-ABC dan FGWC-MABC menggunakan Indeks PC	59
Gambar 4.16 Evaluasi FGWC-ABC dan FGWC-MABC menggunakan Indeks CE	59
Gambar 4.17. Evaluasi FGWC-ABC dan FGWC-MABC menggunakan Indeks SC dan indeks S.....	60
Gambar 4.18. Evaluasi FGWC-ABC dan FGWC-MABC menggunakan Indeks XB	61
Gambar 4.19. Evaluasi FGWC-PSO-LD dan FGWC-MABC menggunakan Indeks IFV	62
Gambar 4.20. Evaluasi FGWC-PSO-LD dan FGWC-MABC menggunakan Indeks PC.....	63
Gambar 4.21. Evaluasi FGWC-PSO-LD dan FGWC-MABC menggunakan Indeks CE	63
Gambar 4.22. Evaluasi FGWC-PSO-LD dan FGWC-MABC menggunakan Indeks SC dan indeks S	64
Gambar 4.23. Evaluasi FGWC-PSO-LD dan FGWC-MABC menggunakan Indeks XB	65
Gambar 4.24. Visualisasi hasil <i>clustering</i> FGWC-PSO-LD dengan jumlah <i>cluster</i> 2	66
Gambar 4.25. Diagram Venn Permasalahan <i>Stunting</i> Balita pada Jumlah <i>Cluster</i> 2	69
Gambar 4.26. Visualisasi hasil <i>clustering</i> FGWC-PSO-LD dengan jumlah <i>cluster</i> 3	70
Gambar 4.27. Diagram Venn Permasalahan <i>Stunting</i> Balita pada Jumlah <i>Cluster</i> 3	73

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1. Hasil Penimbang inersia terbaik berdasarkan beberapa kriteria	18
Tabel 2.2. Klasifikasi Status Gizi Balita Berdasarkan Nilai Z-Score	30
Tabel 2.3. Klasifikasi Masalah Gizi Menurut WHO	30
Tabel 4.1. Statistik Deskriptif Variabel Penelitian	47
Tabel 4.2. Evaluasi hasil <i>clustering</i> FGWC-PSO-LD pada jumlah <i>cluster</i> 2	66
Tabel 4.3. Hasil <i>clustering</i> FGWC-PSO-LD pada jumlah <i>cluster</i> 2	67
Tabel 4.4. Rata-rata variabel pada jumlah <i>cluster</i> 2	67
Tabel 4.5. Statistik Deskriptif Prevalensi <i>Stunting</i> Balita pada jumlah <i>cluster</i> 2	68
Tabel 4.6. Evaluasi hasil <i>clustering</i> FGWC-PSO-LD pada jumlah <i>cluster</i> 3	69
Tabel 4.7. Hasil <i>clustering</i> FGWC-PSO-LD pada jumlah <i>cluster</i> 3	71
Tabel 4.8. Rata-rata variabel pada jumlah <i>cluster</i> 3	71
Tabel 4.9. Statistik Deskriptif Prevalensi <i>Stunting</i> Balita pada jumlah <i>cluster</i> 3	72

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Salah satu kebutuhan dasar manusia sejak awal kehidupan berkaitan dengan pengelompokan objek yang memiliki kemiripan kedalam beberapa kategori sehingga menghasilkan klasifikasi. Mengelompokkan objek kedalam kelompok yang sesuai merupakan hal yang mendasar dari proses pembelajaran. Klasifikasi merupakan metode *supervised* (dengan pengawasan) yang memiliki peranan fundamental terhadap perkembangan ilmu pengetahuan (Brian S dkk., 2011). Penggunaan analisis *cluster* untuk mengatasi berbagai permasalahan didorong oleh meningkatnya kebutuhan data dengan dimensi yang besar dan kompleks. Terdapat perbedaan pada klasifikasi dan analisis *cluster* yaitu pada klasifikasi, objek dikelompokkan berdasarkan kelompok yang sudah ditentukan sebelumnya, sedangkan pada analisis *cluster*, objek di kelompokkan berdasarkan kemiripan perilaku tanpa ada penentuan kelompok sebelumnya. Penggunaan analisis *cluster* telah berkembang sangat pesat untuk berbagai kebutuhan diantaranya kebijakan yang menyangkut kependudukan dan kewilayahan.

Karakteristik kependudukan menurut wilayah geografis merupakan fokus dari cabang ilmu Analisis Geo-Demografi (AGD). Melalui pendekatan analisis spasial, informasi unik dan tersembunyi dari data demografi digali dan telah terbukti berhasil diaplikasikan secara luas dalam mendukung pengambilan kebijakan yang efektif (Le Hoang Son, 2012). AGD merupakan keberhasilan pelaksanaan dari Sistem Informasi Geografis (SIG) digunakan untuk memprediksi perilaku orang berdasarkan model statistik dan lokasi tempat tinggal mereka (Feng dan Flowerdew, 1998).

Metode *Fuzzy clustering* yang sering digunakan dalam AGD adalah Fuzzy C-Means (FCM). Berdasarkan banyak literatur, FCM merupakan algoritma yang efektif dengan prosedur iterasi berdasarkan pusat *cluster* yang sederhana. FCM dipertimbangkan untuk digunakan saat berhadapan dengan volume data yang besar (Wu dkk., 2012). FCM pertama kali diperkenalkan oleh Bezdek (1984)

mempunyai kelebihan, yaitu membolehkan anggota *cluster* dimiliki oleh dua *cluster* atau lebih. Pengembangan yang menarik dari FCM yaitu algoritma *Fuzzy Geographically Weighted Clustering* (FGWC) yang diusulkan oleh Mason (2007). FGWC merupakan *state of the art* dari algoritma AGD terkini. FGWC menawarkan solusi alternatif dari algoritma *clustering* reguler yang lebih *geographically aware* dengan kemampuan untuk menerapkan efek populasi dan jarak ke dalam analisis pengelompokan geodemografi (Mason dan Jacobson, 2007). Kelemahan FGWC terletak pada proses inisialisasinya, yaitu keterbatasan dalam memilih nilai awal pusat *cluster* karena dilakukan secara random, dan dapat menyebabkan proses iterasi gagal untuk mencapai solusi global optimum (Wijayanto dan Purwariantini, 2014).

Salah satu metode yang sering digunakan untuk mengatasi permasalahan pencarian solusi global optimum adalah Metaheuristik. Metaheuristik berpeluang besar mencapai solusi yang lebih baik dengan lebih sedikit proses komputasi atau waktu yang lebih singkat daripada metode heuristik sederhana atau algoritma optimasi yang lain (Blum dan Roli, 2003). Kebanyakan metaheuristik terinspirasi oleh perilaku hewan di alam. Algoritma metaheuristik yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah *Particle Swarm Optimization* (PSO) dan *Artificial Bee Colony* (ABC). Algoritma PSO terinspirasi oleh sekawanan burung, sekumpulan ikan, atau sekawanan binatang dalam beradaptasi dengan lingkungan mereka, mencari makanan, atau menghindari predator dengan cara menerapkan pendekatan “saling bertukar informasi” (Hassan dkk., 2004). Algoritma ABC terinspirasi oleh perilaku kawanan lebah dalam mencari makanan. PSO pada pengelompokan *fuzzy* dapat memecahkan masalah optimasi nilai secara efisien. Algoritma ABC merupakan metode optimasi yang sangat fleksibel dan memiliki proses komputasi sederhana, serta teruji efektif bila digunakan pada optimasi pengelompokan *fuzzy* (Wijayanto dan Purwariantini, 2014)

Untuk mengatasi kelemahan FGWC, Wijayanto (2014) mengintegrasikan algoritma PSO dan ABC ke dalam FGWC sehingga berhasil meningkatkan performa FGWC, integrasi tersebut selanjutnya dikenal dengan nama FGWC-PSO dan FGWC-ABC. Dalam algoritma PSO penggunaan penimbang inersia mempunyai peranan penting, yaitu menyeimbangkan kemampuan pencarian lokal

dan pencarian global, atau kemampuan eksplorasi dan eksploitasi. Pada FGWC-PSO yang di perkenalkan oleh Wijayanto belum menerapkan strategi pemilihan penimbang inersia untuk membandingkan performa FGWC-PSO jika memakai penimbang inersia yang berbeda. Oleh karena itu diperlukan opsi strategi pemilihan penimbang inersia yang tepat untuk lebih meningkatkan performa FGWC-PSO.

Dalam matematika terapan dikenal yang namanya uji fungsi optimasi (*test function for optimization*) yang juga dikenal sebagai *artificial landscape*. Uji fungsi optimasi sangat berguna untuk mengevaluasi karakteristik algoritma optimasi seperti kecepatan konvergen, robustness, presisi, dan performa umum lainnya. Selain itu uji fungsi optimasi juga digunakan untuk memvalidasi algoritma optimasi baru terhadap performa beberapa algoritma lainnya. Algoritma optimasi baru harus diuji dengan beberapa uji fungsi optimasi dengan beberapa sifat untuk meyakinkan apakah algoritma itu mampu mengatasi permasalahan optimasi secara efisien (Yang, 2010).

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Bansal (2011), mereka melakukan uji terhadap 15 jenis penimbang inersia yang dikenal secara umum. Uji fungsi tersebut terdiri dari lima uji fungsi optimasi yang terdiri dari uji untuk *single objective*, uji untuk *multimodal* dan uji untuk konvergensi, serta melalui 3 kriteria umum seperti error rata-rata, rata-rata iterasi, dan error minimum. Dari simulasi melalui uji fungsi optimasi itu didapatkan empat penimbang inersia yang terbaik pada PSO (Bansal dkk., 2011). Berdasarkan hasil penelitian tersebut maka penimbang inersia tersebut akan digunakan pada FGWC-PSO untuk membandingkan tingkat performanya.

Rumus pencarian ABC mempunyai performa yang baik dalam eksplorasi, namun buruk dalam hal eksploitasi, sehingga akan mempengaruhi kecepatan konvergen algoritma ABC. Pada penelitian wijayanto, performa FGWC-ABC masih belum optimal, dan masih terbuka peluang untuk meningkatkan performa FGWC-ABC melalui modifikasi formula ABC. Terinspirasi oleh keunggulan rumus pencarian dari algoritma PSO, maka modifikasi ABC dilakukan dengan menyertakan solusi global terbaik dari PSO

kedalam rumus pencarian yang baru dari tahapan ABC, hal tersebut dilakukan untuk memperbaiki kemampuan eksploitasi algoritma ABC (Kong dkk., 2013).

Studi kasus yang akan digunakan pada penelitian ini adalah faktor *stunting* balita di kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur. Faktor *stunting* balita berkaitan dengan pola perilaku dan lokasi tempat tinggal (geografis). *Stunting* terjadi di Indonesia dengan disparitas yang sangat tinggi antar wilayah. Pola yang sama juga terdapat pada prevalensi *stunting* antar kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur. Masalah kurang gizi kronis atau dikenal dengan *stunting* disebabkan oleh pemberian makanan yang tidak sesuai dengan kebutuhan gizi pada periode paling kritis pertumbuhan (1000 hari pertama kehidupan) dan perkembangan pada awal kehidupan. 1000 hari pertama kehidupan mencakup 270 hari selama kehamilan dan 730 hari pertama setelah bayi dilahirkan, yang oleh Bank Dunia (2006) disebut sebagai '*Window of Opportunity*'. Oleh karena itu *stunting* dimulai sebelum kelahiran dan disebabkan oleh gizi buruk ibu, praktik pemberian makan yang buruk, kualitas makanan yang buruk serta prevalensi infeksi pada lingkungan yang juga dapat memperlambat pertumbuhan. *Stunting* diperkirakan oleh UNICEF mempengaruhi 800 juta orang di seluruh dunia. Diketahui dari 195 juta anak-anak di bawah 5 tahun yang mengalami *stunting* di dunia, 85% dari mereka hidup di 20 negara.

Variabilitas pertumbuhan anak di berbagai Negara lebih banyak disebabkan faktor sosial, demografi dan ekonomi daripada faktor genetik (Edward A. Frongillo dkk., 1997). Pada tahun 2014 dari seluruh anak balita yang mengalami *stunting*, 57% hidup di Asia dan 37% hidup di Afrika (UNICEF). Pada tahun 2013 prevalensi *stunting* secara nasional sebesar 37,2%, yang berarti terjadi peningkatan dibandingkan tahun 2010 dan 2007 yaitu sebesar 35,6% dan 36,8% (Kemenkes, 2014). Menurut WHO (1995) jika prevalensi *stunting* berada pada kisaran 30-39% maka masalah kesehatan masyarakat dianggap berat dan dianggap serius apabila prevalensi *stunting* lebih besar dari 40%. Sebanyak 14 Provinsi di Indonesia termasuk kategori berat, dan sebanyak 15 Provinsi termasuk kategori serius. Indonesia masuk ke dalam peringkat lima terbesar di dunia yang memiliki anak-anak yang mengalami *stunting* terbanyak.

Masalah *stunting* sangatlah penting, kebijakan terkait *stunting* pada balita merupakan suatu kebutuhan yang mendesak karena berkaitan dengan masa depan anak-anak dan dapat berpengaruh pada kualitas suatu bangsa. Dalam upaya mengatasi *stunting* balita, pemerintah mencanangkan pengentasan masalah *stunting* pada Sembilan Agenda (Nawacita), selain itu pengentasan masalah *stunting* juga diperlukan untuk merespon agenda global seperti SDGs (*Sustainable Development Goals*). Dari berbagai program pemerintah, stratifikasi provinsi berdasarkan prevalensi *stunting* balita dan tingkat kerawanan pangan telah dilakukan untuk mengurangi jumlah *stunting* pada anak. Kebijakan yang sama dapat diterapkan pada wilayah dengan strata yang sama tanpa melihat karakteristik faktor *stunting* daerah terkait (Istiqomah, 2015).

1.2 Perumusan Masalah

Berdasarkan uraian dan latar belakang di atas, permasalahan yang akan dibahas dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana memodifikasi algoritma FGWC-PSO dengan strategi pemilihan penimbang inersia.
2. Bagaimana memodifikasi algoritma FGWC-ABC melalui modifikasi formula pada tahapan ABC.
3. Bagaimanakah hasil perbandingan FGWC-PSO dan FGWC-ABC pada point 1 dan 2 diatas dalam kasus pengelompokkan kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur berdasarkan faktor *stunting* balita.
4. Bagaimana karakteristik *cluster* yang terbentuk menggunakan algoritma terbaik dalam kasus pengelompokkan kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur berdasarkan faktor *stunting* balita.

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan perumusan masalah diatas, maka tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Melakukan modifikasi penimbang inersia pada algoritma FGWC-PSO untuk mendapatkan hasil *clustering* yang optimal.

2. Melakukan modifikasi algoritma FGWC-ABC melalui modifikasi formula ABC untuk meningkatkan performa hasil *clustering*.
3. Melakukan perbandingan FGWC-PSO dan FGWC ABC pada point 1 dan 2 diatas dalam kasus pengelompokkan kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur berdasarkan faktor *stunting* balita dengan menggunakan enam indeks validitas pengelompokkan.
4. Melakukan analisis profil terhadap *cluster* yang terbentuk dengan menggunakan algoritma terbaik untuk mengetahui karakteristik pengelompokkan kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur berdasarkan faktor *stunting* balita.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diperoleh dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Memperoleh metode rekomendasi untuk mengoptimumkan performa metode FGWC-PSO dan FGWC-ABC.
2. Hasil analisis pada penelitian ini dapat dijadikan rujukan sebagai dasar kebijakan untuk mengurangi masalah *stunting* di Provinsi Jawa Timur.
3. Metode yang digunakan pada penelitian ini dapat dijadikan metode alternatif untuk pengolahan data *clustering* menggunakan metode analisis *fuzzy clustering* bagi pengguna lainnya secara luas.
4. Metode yang digunakan pada penelitian ini juga bisa digunakan untuk membuat kerangka sampel untuk kegiatan-kegiatan survey di BPS yang menggunakan metode *clustering*.

1.5 Batasan Permasalahan

Mengacu pada rumusan masalah diatas, maka ruang lingkup permasalahan yang diteliti adalah membandingkan antara metode FGWC-PSO dan FGWC-ABC dalam kasus pengelompokkan kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur berdasarkan faktor *stunting* balita. FGWC-PSO yang digunakan adalah yang telah dilakukan strategi pemilihan penimbang inersia, dan FGWC-ABC yang digunakan adalah dengan ABC standar dan ABC yang telah dilakukan modifikasi

formulanya. Data yang digunakan adalah data sekunder yang terdiri dari variabel-variabel penyebab *stunting* pada balita berdasarkan kerangka konseptual permasalahan gizi dari UNICEF.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab ini akan dibahas mengenai teori analisis *cluster*, Analisis Geo-Demografi (AGD), *Fuzzy C-Means* (FCM), *Fuzzy Geographically Weighted Clustering* (FGWC). Selanjutnya dibahas pula mengenai metode metaheuristik yang digunakan, Optimasi pada FGWC, Indeks Validitas dan permasalahan *stunting* sebagai dasar pemilihan variabel yang akan digunakan dalam penelitian.

2.1 Analisis Cluster

Analisis *cluster* merupakan suatu teknik statistik multivariat yang mempunyai tujuan utama untuk mengelompokkan objek-objek berdasarkan kesamaan karakteristik yang dimilikinya. Analisis *cluster* adalah teknik yang digunakan untuk menggabungkan observasi ke dalam *cluster* dengan observasi dalam *cluster* yang sama bersifat homogen atau memiliki kesamaan karakteristik, sementara antara *cluster* yang satu dengan yang lainnya harus memiliki perbedaan terhadap karakteristik tertentu, atau dengan kata lain observasi dalam *cluster* yang satu harus berbeda dengan observasi dalam *cluster* lainnya (Sharma, 1996).

2.2 Analisis Geo-Demografi (AGD)

Istilah geo-demografi telah banyak dipakai cukup lama dan mengacu pada pengembangan dan penerapan tipologi *small-area* yang digunakan untuk memahami tingkat variasi dalam pola perilaku konsumen, kondisi medis, masalah sosial, dan karakteristik hidup lainnya yang diamati antara kelompok-kelompok sosial ekonomi yang berbeda. Tipologi tersebut muncul dari perpaduan data sensus dan perkembangan metode klasifikasi dalam membentuk klasifikasi multidimensi penduduk berdasarkan lokasi tempat tinggalnya (Brown dkk., 1991). Tujuan utama Analisis Geo-Demografi (AGD) adalah untuk menghasilkan *cluster* berdasarkan status sosial dan ekonomi penduduk di suatu wilayah, sehingga lebih mudah untuk memprediksi perilaku manusia jika kita tahu di mana tempat tinggal dan kebiasaan mereka (Grekousis dan Thomas, 2011). Ada dua asumsi utama

dalam GDA yaitu; pertama, dua orang yang tinggal di area yang sama biasanya memiliki karakteristik yang sama daripada dua orang dari area yang berbeda. Kedua, dua area dapat dikategorikan berdasarkan populasi yang mereka miliki (Le Hoang Son, 2012). Berdasarkan kedua asumsi tersebut, teknik *clustering* biasa digunakan untuk mengklasifikasikan data geo-demografi ke dalam beberapa grup sehingga data lebih mudah dikelola untuk tujuan analisis (Mason dan Jacobson, 2007).

2.3 Fuzzy Clustering

Logika *fuzzy* berdasarkan pada himpunan *fuzzy* pertama kali diperkenalkan oleh Zadeh (1965). Pada himpunan tegas suatu objek mempunyai dua kemungkinan, yaitu menjadi anggota suatu himpunan (bernilai 1), atau tidak menjadi anggota suatu himpunan (bernilai 0). Pada himpunan *fuzzy*, objek dapat menjadi anggota semua himpunan atau dengan kata lain derajat keanggotaan dari himpunan *fuzzy* tersebut bersifat kontinyu dimana nilainya berada dalam rentang $[0,1]$. *Fuzzy clustering* merupakan metode dari analisis *cluster* yang menggunakan prinsip dari logika *fuzzy* untuk menghitung nilai keanggotaan dari setiap objek dalam setiap kelompok (Mason dan Jacobson, 2007). *Fuzzy clustering* (*soft clustering*) merupakan metode tanpa pengawasan (*unsupervised*) yang kuat untuk menganalisis data dan untuk membangun model (Babuska, 2001).

Kebanyakan penelitian mengenai AGD dan logika fuzzy menggunakan algoritma Fuzzy C-Means (FCM) (Grekousis dan Thomas, 2011). FCM menghubungkan derajat keanggotaan suatu objek dengan jarak objek tersebut pada pusat kelompoknya. Suatu objek akan cenderung menjadi anggota suatu *cluster* dimana objek itu memiliki derajat keanggotaan tertinggi. Metode ini pertama kali diperkenalkan oleh Dunn (1973) dan kemudian dikembangkan oleh Bezdek (1981). Dalam AGD, FCM lebih banyak digunakan dibandingkan *hard clustering*, karena dapat membantu mengurangi kekeliruan ekologis (Mason dan Jacobson, 2007). Tujuan FCM adalah untuk meminimumkan fungsi objektif, dan FCM merupakan metode yang *robust* dalam meminimumkan fungsi objektif (Klawonn, 2004) (Klawonn dan Hoppner, 2003). Fungsi Objektif dalam FCM didefinisikan sebagai berikut:

$$J_m(\tilde{U}, v) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (\mu_{ik})^m (d_{ik})^2 \quad (2.1)$$

$$d_{ik} = d(x_k - v_i) = \left[\sum_{j=1}^m (x_{kj} - v_{ij})^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (2.2)$$

dengan:

μ_{ik} = nilai keanggotaan dari data ke-k pada kelompok ke-i, $0 \leq \mu_{ik} \leq 1$

d_{ik} = jarak dari titik data x_k ke pusat kelompok v_i

v_i = nilai pusat kelompok ke-i

x_k = titik data

n = jumlah objek penelitian

c = jumlah kelompok yang diinginkan

m = *fuzziness*, parameter yang digunakan untuk mengukur tingkat kesamaran dari hasil pengelompokkan, $m > 1$

FCM mempunyai banyak kelemahan di tahap inisialisasinya. Nilai random pada tahap inisialisasinya juga akan berdampak pada performa algoritma dan hasil yang akan mudah terjebak pada lokal optimum. FCM akan sangat sensitif pada “noise” dan kurang efektif ketika menggunakan dataset yang dimensinya lebih besar daripada jumlah sampelnya. FCM juga tidak bisa menentukan jumlah *cluster* sendiri (Alata dkk., 2008).

2.4 Fuzzy Geographically Weighted Clustering (FGWC)

Untuk mengatasi kelemahan FCM diatas kemudian Mason (2007) memperkenalkan *Fuzzy Geographically Weighted Clustering* (FGWC), merupakan perbaikan dari algoritma *Fuzzy C-Means* yang lebih *geographically aware* karena sudah melibatkan efek populasi dan jarak dalam perhitungan bobot keanggotaan tiap observasinya. Pengaruh satu wilayah terhadap wilayah lain dianggap oleh FGWC sebagai hasil produk dari jumlah populasi dan jarak antar wilayah tersebut. Penentuan keanggotaan kelompok pada FGWC yang dihitung di setiap iterasi ditunjukkan oleh rumus berikut.

$$\mu'_i = \alpha \mu_i + \beta \frac{1}{A} \sum_j^n w_{ij} \mu_j \quad (2.3)$$

dengan:

- μ'_i = nilai keanggotaan baru dari objek i
- μ_i = nilai keanggotaan lama dari objek i
- w_{ij} = ukuran penimbang sejumlah interaksi antar wilayah
- A = nilai untuk memastikan nilai penimbang tidak lebih dari 1

α dan β merupakan faktor pengali untuk nilai keanggotaan yang lama dan nilai penimbang dari rerata keanggotaan unit observasi lain. Nilai α dan β didefinisikan sebagai berikut.

$$\alpha + \beta = 1 \quad (2.4)$$

Penimbang keanggotaan (w_{ij}) didefinisikan sebagai berikut.

$$w_{ij} = \frac{(m_i m_j)^b}{d_{ij}^a} \quad (2.5)$$

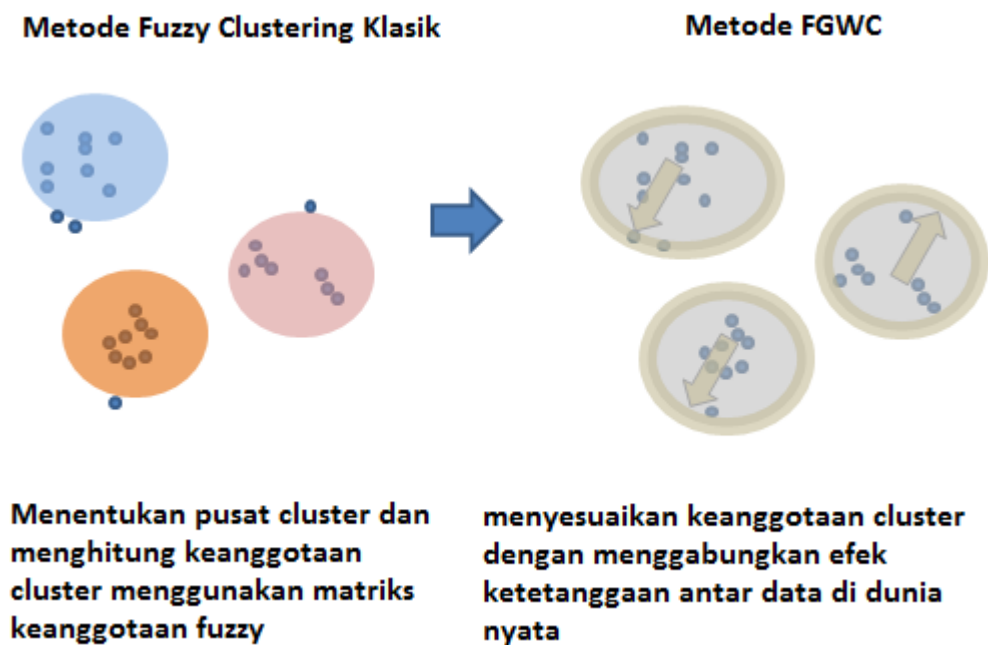
dengan:

- m_i = jumlah populasi dari wilayah i
- m_j = jumlah populasi dari wilayah j
- d_{ij} = jarak antara wilayah i dan wilayah j

a dan b merupakan parameter yang ditentukan oleh pengguna (*user definable parameter*), jika pengaruh populasi dianggap sama pentingnya dengan pengaruh jarak maka $a = b = 1$.

FGWC merupakan perbaikan dari algoritma Feng dan Flowerdew yang menggabungkan *fuzzy clustering* dengan *Neighbourhood Effect (NE)*. Algoritma ini mencoba memperhitungkan efek ketetanggaan/*Neighborhood Effect (NE)* setelah proses *fuzzy clustering*, yang terbukti memberikan hasil yang lebih baik untuk pengelompokan fuzzy (Feng dan Flowerdew, 1998). Metode usulan Feng dan Flowerdew tersebut ternyata masih memiliki beberapa keterbatasan. Pertama, *Neighborhood Effect (NE)* mengabaikan efek daerah yang tidak memiliki batas umum. Kedua, mereka mengabaikan efek populasi yang merupakan sebuah pertimbangan kunci dari analisis geodemografis (Mason dan Jacobson, 2007). Oleh karena itu disusunlah sebuah algoritma baru untuk mengatasi kelemahan-kelemahan tersebut yang dinamakan *Fuzzy Geographically Weighted Clustering (FGWC)*.

FGWC memasukkan unsur geografis dalam analisis geo-demografis sehingga *cluster* sensitif terhadap efek lingkungan dan akan berpengaruh pada nilai-nilai pusat *cluster* untuk menciptakan *cluster* yang “*geographically aware*”. Sambil melakukan modifikasi geografis berulang selama proses pengelompokan, FGWC tidak hanya menentukan pembagian *cluster* tetapi juga menyesuaikan nilai matriks keanggotaannya. Sebuah gambaran konseptual konsep *geographically weighted clustering* ini dan modifikasi untuk metode *fuzzy clustering* klasik disajikan dalam gambar berikut:



Gambar 2.1. Gambaran konsep *fuzzy clustering* klasik dan FGWC

2.5 Metode Metaheuristik

Dalam dunia nyata aplikasi optimasi tak terhitung jumlahnya. Optimasi dapat terjadi dalam hal meminimalkan waktu, biaya dan resiko, atau memaksimalkan keuntungan, kualitas dan efisiensi. Banyak masalah optimasi yang kompleks dan sulit di atasi dikarenakan tidak dapat diselesaikan dengan cara yang tepat dan waktu yang singkat. Istilah “metaheuristik” pertama kali diperkenalkan oleh Glover (1986), “*heuristic*” artinya seni menemukan strategi (aturan) baru dalam memecahkan masalah. Sedangkan “*meta*” artinya tingkatan

yang lebih tinggi. Jadi metaheuristik dapat diartikan strategi tingkat tinggi yang memandu dan memodifikasi prosedur *heuristic* lainnya dalam menghasilkan solusi untuk memecahkan masalah optimasi tertentu.

Metaheuristik dapat memecahkan masalah tersebut, dengan mengurangi ukuran ruang pencarian solusi yang efektif dan kemudian mengeksplorasinya dengan efisien. Metaheuristik mempunyai tiga tujuan utama, yaitu mengatasi masalah lebih cepat, mengatasi masalah yang besar, dan memperoleh algoritma yang robust, selain itu mudah dirancang dan diimplementasikan serta fleksibel. Metaheuristik adalah cabang optimasi dari ilmu komputer dan matematika terapan yang berhubungan dengan algoritma dan teori komputer yang kompleks. Kebanyakan metaheuristik meniru perilaku hewan di alam dalam memecahkan masalah optimasi (Thalbi, 2009).

Metode metaheuristik yang cukup terkenal dan akan digunakan dalam penelitian ini adalah *Particle Swarm Optimization* (PSO) dan *Artificial Bee Colony* (ABC). Dalam penelitian ini akan dilakukan penyesuaian Penimbang inersia pada PSO dan modifikasi formula pada ABC untuk memperkuat tingkat efisiensi dan efektifitas metode tersebut.

2.5.1 Diversifikasi dan Intensifikasi pada Metaheuristik

Dalam semua jenis metaheuristik, diversifikasi dan intensifikasi merupakan komponen utama yang sangat penting. Performa algoritma metaheuristik sangat tergantung pada bagaimana strategi diversifikasi (eksplorasi) dan intensifikasi (eksploitasi) dapat diterapkan dengan baik. Diversifikasi berarti mengeksplorasi ruang pencarian pada skala global untuk menghasilkan beragam solusi, sedangkan intensifikasi berarti fokus pada pencarian di area lokal dengan mengeksploitasi informasi dari solusi yang baik yang ditemukan di area lokal.

Keseimbangan antara diversifikasi dan intensifikasi sangatlah penting untuk menghasilkan algoritma metaheuristik yang efisien, keseimbangan itu bisa diperoleh melalui 2 (dua) kemampuan yang harus dimilikinya. Pertama adalah kemampuan menghasilkan solusi baru atau perbaikan solusi sebelumnya yang meliputi area penting dimana global optimum mungkin berada. Kedua, kemampuan untuk melepaskan diri atau tidak terjebak pada lokal optimum. Diversifikasi yang besar meningkatkan probabilitas untuk menemukan global

optimum namun mengurangi efisiensi, sedangkan intensifikasi yang besar cenderung membuat algoritma terjebak pada lokal optimum (Yang dkk., 2014).

Telah banyak penelitian yang memodifikasi metode metaheuristik standar, modifikasi tersebut merupakan upaya untuk menyeimbangkan proses diversifikasi dan intensifikasi guna mencapai global optimum. Pada PSO tahap diversifikasi ditandai dengan kecepatan partikel yang tinggi dan terjadi disekitar Gbest, sedangkan tahap intensifikasi ditandai dengan kecepatan partikel yang semakin melambat (menuju nol) dan terjadi disekitar Pbest. Pada ABC tahap diversifikasi berada pada tahapan lebah pengintai, sedangkan tahap intensifikasi berada pada tahapan lebah penjaga.

2.5.2 Particle Swarm Optimization (PSO)

Particle Swarm Optimization (PSO) pertama kali diusulkan oleh James Kennedy dan Russel Eberhart pada tahun 1995, PSO menggunakan populasi individu untuk menyelidiki daerah yang menjanjikan dari suatu ruang pencarian. PSO adalah algoritma pencarian global berbasis populasi yang meniru kemampuan (kognitif dan sosial perilaku) dari kawanan (*swarm*). PSO memperoleh hasil yang lebih baik dalam masalah-masalah yang rumit dan multi peak (Rana dkk., 2010). Algoritma PSO meniru tingkah laku pada sekawanan hewan yang tidak memiliki *leader* di kawanannya. Sekawanan hewan yang tidak memiliki *leader* akan berpencar saat mencari makan, kawanan akan mengikuti salah satu anggota yang memiliki posisi terdekat dengan solusi (*potential solution*). Kawanan tersebut akan memperoleh kondisi demikian secara simultan dengan berkomunikasi dengan anggota yang telah mendapatkan situasi yang lebih baik.

Dalam analogi dengan metode perhitungan evolusi, kawanan mirip dengan populasi dan partikel mirip dengan individu. PSO mengikuti metode optimasi stokastik berdasarkan *Swarm Intelligence*. Ide dasarnya adalah bahwa setiap partikel merupakan solusi potensial yang diperbarui menurut pengalaman sendiri dan pengalaman tetangga. Pencarian algoritma PSO dilakukan secara paralel menggunakan sekelompok individu atau grup. Individu atau partikel dalam kawanan melakukan pendekatan optimal melalui kecepatan sekarang, pengalaman sebelumnya dan pengalaman tetangganya (Kennedy dan Eberhart, 1995). Setiap

partikel merupakan solusi potensial dari permasalahan yang dikaji. Untuk sebuah ruang pencarian pada dimensi d , tiap partikel memuat dua vektor yaitu:

Vektor posisi : $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}]$

Vektor kecepatan : $v_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id}]$

Setiap partikel menggunakan pengalaman atau posisi terbaik dirinya ($pbest$) dan pengalaman atau posisi terbaik semua partikel ($gbest$) dalam memilih bagaimana bergerak didalam ruang pencarian pada dimensi d .

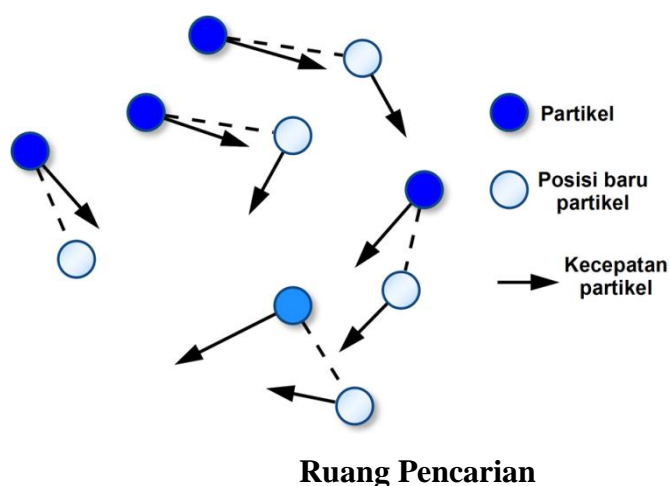
$pbest$ dinotasikan dengan $p_i = [p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id}]$

$gbest$ dinotasikan dengan $p_g = [p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd}]$

Langkah-langkah utama dari algoritma PSO adalah sebagai berikut:

INISIALISASI

- PENGULANGAN
 - a) Hitung Nilai fitness partikel
 - b) Modifikasi partikel terbaik dalam kawanan
 - c) Pilih partikel terbaik
 - d) Hitung kecepatan partikel
 - e) Perbarui posisi partikel
- SAMPAI (persyaratan terpenuhi)



Gambar 2.2. Kecepatan dan Posisi Partikel.

Pada setiap iterasi partikel bergerak dari satu posisi ke posisi lain dalam ruang keputusan. Metode standar PSO untuk memperbarui kecepatan dan posisi dari tiap partikel ditunjukkan dengan fungsi berikut:

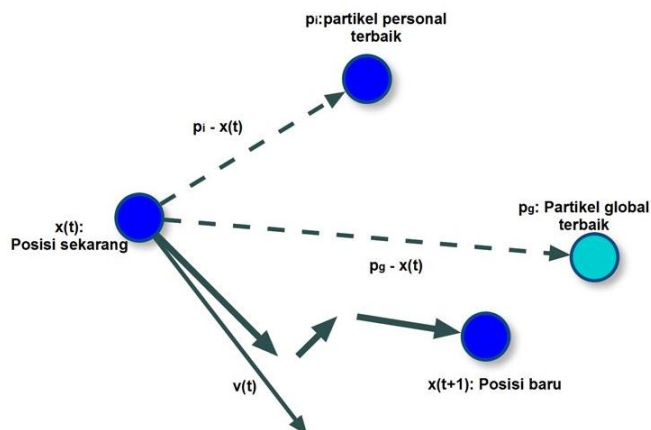
$$v_i(t+1) = \omega v_i(t) + c_1 \text{rand}() (p_i - x_i(t)) + c_2 \text{rand}() (p_g - x_i(t)) \quad (2.6)$$

$$x_i(t+1) = v_i(t+1) + x_i(t) \quad (2.7)$$

dengan:

$v_i(t+1)$	=	kecepatan partikel ke-i pada iterasi ke t+1
$x_i(t)$	=	posisi partikel ke-I pada iterasi ke t
Rand()	=	angka acak berdistribusi uniform dalam rentang [0,1]
c_1 dan c_2	=	percepatan konstan yang nilainya positif
ω	=	penimbang inersia
t	=	penghitung iterasi

c_1 adalah faktor pembelajaran kognitif merepresentasikan ketertarikan yang dimiliki partikel terhadap kesuksesan dirinya sendiri, sedangkan c_2 adalah ketertarikan yang dimiliki partikel terhadap kesuksesan tetangganya. Penimbang inersia ω secara linear berkurang selama iterasi. Kecepatan mengekspresikan arah dan jarak dimana partikel harus lalui. Melalui penelitian yang dilakukan Eberhart dan Shi, secara eksperimen ditemukan bahwa penimbang inersia antara ($\omega_{max} = 0.9$) dan ($\omega_{min} = 0.4$) memperoleh hasil yang sangat baik.



Gambar 2.3. Gerakan partikel dan pembaruan kecepatan

2.5.2.1 Strategi Penimbang Inersia pada PSO

Algoritma PSO awalnya dikenalkan oleh Kennedy (1995) tanpa menggunakan penimbang inersia, kemudian Shi dan Eberhart (1998) mengusulkan konsep penimbang inersia pertama kalinya dengan mengenalkan *Constant Inertia Weight*. Performa algoritma PSO sangat tergantung pada pemilihan parameter yang tepat, penimbang inersia berperan dalam menyeimbangkan proses diversifikasi dan intensifikasi (Bansal dkk., 2011). Penimbang inersia menentukan tingkat kontribusi kecepatan partikel sebelumnya terhadap kecepatan partikel pada saat itu, untuk penimbang inersia yang besar maka dampak kecepatan sebelumnya akan lebih tinggi, dengan demikian nilai penimbang inersia merupakan *trade-off* antara eksplorasi global dan eksploitasi lokal. Penimbang inersia yang besar akan mendorong eksplorasi global, yaitu diversifikasi pencarian pada seluruh ruang pencarian. Sedangkan penimbang inersia yang kecil akan mendorong eksploitasi lokal, yaitu intensifikasi pencarian di daerah saat itu. Berikut tabel penimbang inersia yang dikenal secara umum:

Penelitian tentang strategi pemilihan penimbang inersia pada algoritma PSO telah dilakukan oleh J.C Bansal (2011). Mereka melakukan studi perbandingan pada 15 jenis penimbang inersia dengan menggunakan 5 jenis uji fungsi optimasi. Penelitian itu mencakup 3 kriteria yaitu error rata-rata, rata-rata jumlah iterasi, dan error minimum, dari hasil penelitian tersebut diperoleh hasil 4 jenis penimbang inersia terbaik seperti pada tabel 2.1 dibawah ini:

Tabel 2.1. Hasil Penimbang inersia terbaik berdasarkan beberapa kriteria

Kriteria	Strategi Penimbang inersia Terbaik	Strategi Penimbang inersia Terburuk
Error Rata-rata	<i>Chaotic Inertia weight</i>	<i>Chaotic Random Inertia weight</i>
Rata-rata Jumlah Iterasi	<i>Random Inertia weight</i>	<i>Constant Inertia weight</i>
Error Minimum	<i>Constant Inertia weight, Linear Decreasing Inertia weight</i>	<i>Chaotic Random Inertia weight, Global-Local Best Inertia weight</i>

Berdasarkan penelitian tersebut maka penulis akan memakai 4 jenis penimbang inersia terbaik diatas untuk digunakan pada FGWC-PSO yaitu *Linear Decreasing Inertia Weight* (FGWC-PSO-LD), *Constant Inertia Weight* (FGWC-

PSO-CO), *Random Inertia Weight* (FGWC-PSO-RD), dan *Chaotic Inertia Weight* (FGWC-PSO-CH). Formula penimbang inersia tersebut dapat diuraikan sebagai berikut:

1. *Linear Decreasing Inertia Weight*

$$w(t) = w_{\max} - \frac{w_{\max} - w_{\min}}{MAX_{iter}} \times k \quad (2.8)$$

2. *Constant Inertia Weight*

$W(t) = c = \text{konstan antara } [0,1]$,
dalam eksperimen ini dipakai $c = 0.7$

3. *Random Inertia Weight*

$$w(t) = 0,5 + \frac{rand()}{2} \quad (2.9)$$

4. *Chaotic Inertia Weight*

$$w(t) = (w_{\max} - w_{\min}) \times \frac{MAX_{iter} - iter}{MAX_{iter}} + w_{\min} \times z(t) \quad (2.10)$$

$$z(t+1) = 4 \times z(t) \times (1 - z(t)), \quad z(t) \in (0,1) \quad (2.11)$$

dengan:

$w(t)$ = Penimbang inersia pada iterasi ke t

w_{\max} = 0,9

w_{\min} = 0,4

$rand()$ = Angka random dalam rentang (0,1)

MAX_{iter} = Maksimum iterasi yang ditentukan

$iter$ = iterasi ke t

$z(t+1)$ = *logistic mapping*, dengan nilai awal sebelum iterasi 0,00079

Selanjutnya FGWC-PSO dengan Penimbang inersia berbeda tersebut akan digunakan untuk mengelompokkan Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur berdasarkan faktor *stunting* balita, kemudian performa hasil pengelompokkan tersebut akan dibandingkan dengan menggunakan 6 jenis indeks validitas pengelompokkan.

2.5.3 Artificial Bee Colony (ABC)

Algoritma *Artificial Bee Colony* (ABC) pertama dikembangkan oleh Dervis Karaboga pada tahun 2005. ABC memuat tiga kelompok lebah yaitu lebah

pekerja (*employed bee*), lebah penjaga (*onlooker bee*) dan lebah pengintai (*scout bee*). Siklus setiap pencarian dari algoritma ABC berisi tiga langkah. Pertama, lebah pekerja dikirim ke solusi dan nilai *fitness* dievaluasi. Setelah berbagi informasi nilai *fitness*, lebah penjaga memilih daerah solusi dan mengevaluasi nilai *fitness* dalam solusi. Lebah pengintai kemudian dipilih dan dikirim keluar untuk mencari solusi baru. Lebah penjaga memilih solusi berdasarkan nilai probabilitas solusi tersebut (p_i), dengan rumus:

$$p_i = \frac{fitness_i}{\sum_{n=1}^{SN} fitness_n} \quad (2.12)$$

Dimana $fitness_i$ merupakan nilai *fitness* dari solusi ke-i yang di evaluasi oleh lebah pekerja, dimana jumlahnya sebanding dengan jumlah nilai *fitness* dari solusi pada posisi ke-i. SN merupakan jumlah solusi yang jumlahnya sama dengan jumlah lebah pekerja.

Nilai $fitness_i$ diperoleh melalui formula dibawah ini:

$$fitness_i = \begin{cases} \frac{1}{1 + f_i}, & f_i \geq 0 \\ 1 + abs(f_i), & f_i < 0 \end{cases} \quad (2.13)$$

Dengan f_i adalah solusi atau fungsi objektif dari x_i dan p_i akan berada diantara rentang $[0,1]$. Untuk menghasilkan lokasi dari calon solusi baru digunakan rumus berikut:

$$v_{ij} = x_{ij} + \phi_{ij}(x_{ij} - x_{kj}) \quad (2.14)$$

Dengan $k \in \{1,2, \dots, SN\}$ dan $j \in \{1,2, \dots, D\}$ adalah indeks yang dipilih secara random, k harus berbeda dengan i, D adalah jumlah parameter optimasi dan ϕ_{ij} angka random berdistribusi uniform dalam rentang $[-1,1]$. x_{ij} adalah sumber solusi baru, dan x_{kj} adalah sumber solusi tetangga.

$$x_{ij} = x_{minj} + rand(0,1)(x_{maxj} - x_{minj}) \quad (2.15)$$

Dengan $i = 1,2, \dots, SN$, SN adalah jumlah solusi (jumlah solusi), dan jumlah solusi sama dengan jumlah lebah pekerja. x_{ij} merupakan solusi ke i. *Greedy Selection* dilakukan untuk membandingkan v_{ij} dan x_{ij} untuk menentukan solusi

terbaik, *greedy selection* selalu memilih solusi berikutnya yang menawarkan solusi yang cepat dan jelas. Langkah-langkah utama dari algoritma ABC adalah sebagai berikut:

- Inisialisasi Populasi menggunakan $x_{ij} = x_{minj} + rand(0,1)(x_{maxj} - x_{minj})$
- Evaluasi Populasi
- Tentukan iterasi = 1
- Pengulangan
 - a) Untuk Tahapan Lebah pekerja:
 1. Hasilkan solusi baru menggunakan $v_{ij} = x_{ij} + \phi_{ij}(x_{ij} - x_{kj})$
 2. Tentukan *fitness* dari solusi
 3. Bandingkan v_i dan x_i
 4. Tentukan probabilitas menggunakan $p_i = \frac{fitness_i}{\sum_{n=1}^{SN} fitness_n}$
 - b) Untuk Tahapan Lebah Penjaga:
 1. Pilih solusi x_{ij} berdasarkan pada p_i
 2. Hasilkan v_i yang baru
 3. Tentukan *fitness* dari solusi
 4. Bandingkan v_{ij} dan x_{ij}
 - c) Untuk Tahapan Lebah Pengintai:

Jika ada solusi yang ditinggalkan, ganti dengan menghasilkan solusi x_i baru secara acak menggunakan $v_{ij} = x_{ij} + \phi_{ij}(x_{ij} - x_{kj})$
 - d) Ingat Solusi terbaik saat itu
 - e) Tambahkan iterasi dengan 1, iterasi = iterasi + 1
- Sampai (persyaratan terpenuhi; iterasi = iterasi maksimum)

2.5.3.1 Modifikasi ABC

Pada penelitian yang dilakukan oleh Shahrudin dan Mahmuddin (2014), mereka memodifikasi formula ABC sebagai berikut:

$$v_{ij} = x_{ij} + \phi_{ij}(x_{ij} - x_{kj}) + \varphi_{ij}(y_j - x_{ij}) \quad (2.16)$$

Dengan φ_{ij} merupakan angka random berdistribusi uniform dalam rentang [0,1.5], sedangkan y_j adalah elemen ke j dari solusi *global* terbaik. Rumus ini terinspirasi dari mekanisme pencarian dalam PSO, dan akan digunakan untuk

memperbaiki tingkat konvergensi dari algoritma PSO. Selain itu rumus probabilitas solusi juga di ubah menjadi:

$$p_i = \exp(-\frac{1}{\rho} * fitness_i) \quad (2.17)$$

dengan: $\rho = 2.5$

Dari penelitian tersebut, melalui uji fungsi optimasi diperoleh hasil bahwa algoritma ABC yang telah dimodifikasi (MABC) memberikan performa yang lebih baik jika dibandingkan dengan ABC, berapapun nilai yang dipakai dalam simulasi penelitian tersebut hasilnya selalu MABC lebih baik daripada ABC (Shahrudin dan Mahmuddin, 2014). Oleh karena itu dalam penelitian ini akan dipakai algoritma MABC dan kemudian akan diintegrasikan kedalam FGWC. Selanjutnya FGWC-ABC dan FGWC-MABC akan digunakan untuk mengelompokkan kabupaten/ota di Provinsi Jawa Timur berdasarkan faktor *stunting* balita, kemudian performa hasil pengelompokkan tersebut akan dibandingkan dengan menggunakan 6 jenis indeks validitas pengelompokkan.

2.6 Fungsi Objektif FGWC

Algoritma FGWC memiliki beberapa keterbatasan dalam tahap inisialisasi. Pertama, jumlah kelompok geodemografis (*cluster*) harus didefinisikan secara manual oleh pengguna. Kedua, pusat *cluster* (*centroid*) ditentukan secara acak sehingga proses iterasi gagal mencapai solusi global optimum. Untuk mengatasi keterbatasan ini maka algoritma PSO dan ABC digunakan untuk memilih pusat *cluster* atau matriks keanggotaan dalam fase inisialisasi FGWC. Fungsi objektif FGWC yang akan diminimumkan adalah:

$$J_{FGWC}(U, V; X) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m |v_i - x_k|^2 \rightarrow \min \quad (2.18)$$

Fungsi objektif $J_{FGWC}(U, V; X)$ akan diminimumkan dengan melakukan optimasi melalui parameter U dan V. Pengganda lagrange λ_k dengan constraint

$$\sum_{i=1}^c \mu_{ik} = 1 \text{ digunakan untuk mencari nilai optimum dari } \mu_{ik} \text{ dan } v_i. \text{ Fungsi}$$

lagrange untuk FGWC kemudian diturunkan terhadap masing-masing parameter

dan disamakan dengan nol untuk mendapatkan nilai optimum dari μ_{ik} dan v_i .

Langkah-langkahnya dijabarkan dibawah ini:

$$L_{FGWC}(U, V; X) = J_{FGWC}(U, V; X) + \lambda_k \text{ (Constraint)}$$

$$L_{FGWC}(U, V; X) = J_{FGWC}(U, V; X) + \sum_{k=1}^n \lambda_k \left(1 - \sum_{i=1}^c \mu_{ik} \right)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial L_{FGWC}}{\partial \lambda_k} &= \frac{\partial \left(\sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m |v_i - x_k|^2 + \sum_{k=1}^n \lambda_k \left(1 - \sum_{i=1}^c \mu_{ik} \right) \right)}{\partial \lambda_k} \\ &= 1 - \sum_{i=1}^c \mu_{ik} \end{aligned}$$

Dengan $\frac{\partial L_{FGWC}}{\partial \lambda_k} = 0$, maka hasilnya

$$\sum_{i=1}^c \mu_{ik} = 1 \quad (2.19)$$

Untuk $\frac{\partial L_{FGWC}}{\partial \mu_{ik}}$ adalah:

$$\begin{aligned} \frac{\partial L_{FGWC}}{\partial \mu_{ik}} &= \frac{\partial \left(\sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m |v_i - x_k|^2 + \sum_{k=1}^n \lambda_k \left(1 - \sum_{i=1}^c \mu_{ik} \right) \right)}{\partial \mu_{ik}} \\ &= m \mu_{ik}^{m-1} |v_i - x_k|^2 - \lambda_k \end{aligned}$$

Dengan $\frac{\partial L_{FGWC}}{\partial \mu_{ik}} = 0$ maka

$$\begin{aligned} \mu_{ik}^{m-1} &= \left(\frac{\lambda_k}{m |v_i - x_k|^2} \right) \\ \mu_{ik} &= \left(\frac{\lambda_k}{m |v_i - x_k|^2} \right)^{1/(m-1)} \end{aligned} \quad (2.20)$$

Parameter μ_{ik} masih mengandung lagrangian λ_k , maka dilakukan substitusi persamaan 2.20 ke persamaan 2.19 untuk menghilangkan lagrangian λ_k , sehingga diperoleh:

$$\sum_{i=1}^c \mu_{ik} = 1$$

$$\sum_{i=1}^c \left(\frac{\lambda_k}{m|v_i - x_k|^2} \right)^{1/(m-1)} = 1$$

$$\lambda_k^{1/(m-1)} \left(\frac{1}{\sum_{i=1}^c m|v_i - x_k|^2} \right) = 1 \quad (2.21)$$

$$\left(\frac{\lambda_k}{m} \right)^{1/(m-1)} = \frac{1}{\sum_{i=1}^c \left(\frac{1}{|v_i - x_k|^2} \right)^{1/(m-1)}} \quad (2.22)$$

Dengan mensubstitusikan persamaan 2.22 ke persamaan 2.20, maka diperoleh nilai μ_{ik} , yaitu matrik keanggotaan dari *fuzzy cluster* sebelum modifikasi geografi yang dapat dihitung sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \mu_{ik} &= \frac{1}{\sum_{i=1}^c \left(\frac{1}{|v_j - x_k|^2} \right)^{1/(m-1)}} \left(\frac{1}{|v_i - x_k|^2} \right)^{1/(m-1)} \\ &= \frac{1}{\sum_{i=1}^c \left(\frac{|v_i - x_k|^2}{|v_j - x_k|^2} \right)^{1/(m-1)}} \\ \mu_{ik} &= \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{|v_i - x_k|}{|v_j - x_k|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \end{aligned} \quad (2.23)$$

Sedangkan, Parameter v_i yang optimum akan diperoleh sebagai berikut:

$$\frac{\partial L_{FGWC}}{\partial v_i} = \frac{\partial \left(\sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m |v_i - x_k|^2 + \sum_{k=1}^n \lambda_k \left(1 - \sum_{i=1}^c \mu_{ik} \right) \right)}{\partial v_i}$$

$$\frac{\partial L_{FGWC}}{\partial v_i} = \frac{\partial \left(\sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m |v_i - x_k|^2 \right)}{\partial v_i}$$

Dengan $\frac{\partial L_{FGWC}}{\partial v_i} = 0$, serta nilai $|v_i - x_k|^2 = (v_i - x_k)^T (v_i - x_k)$ maka

$$\begin{aligned} \frac{\partial \left(\sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m |v_i - x_k|^2 \right)}{\partial v_i} &= \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m \frac{\partial}{\partial v_i} [(v_i - x_k)^T (v_i - x_k)] \\ &= \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m \frac{\partial}{\partial v_i} [(x_k)^T (x_k) - 2x_k v_i + (v_i)^T (v_i)] \\ &= \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m (-2x_k) + \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m (2v_i) \end{aligned}$$

Dengan $\frac{\partial L_{FGWC}}{\partial v_i} = 0$, maka

$$\sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m (-2x_k) + \sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m (2v_i) = 0$$

$$-2 \left[\sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m (x_k - v_i) \right] = 0$$

$$\sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m x_k = \sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m v_i$$

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m} \quad (2.24)$$

dengan:

μ_{ik} = nilai keanggotaan dari data ke-k pada kelompok ke-i, $0 \leq \mu_{ik} \leq 1$

v_i = nilai pusat kelompok ke-i

x_k = titik data

n = jumlah objek penelitian

c = jumlah kelompok yang diinginkan

$m = fuzziness$, parameter yang digunakan untuk mengukur tingkat kesamaran dari hasil pengelompokkan, $m > 1$

kemudian dilakukan formulasi ulang dengan mensubstitusikan persamaan 2.23 ke persamaan 2.18, dan hal yang sama dilakukan dengan mensubstitusikan persamaan 2.24 ke persamaan 2.18, sehingga menghasilkan dua formulasi fungsi objektif sebagai berikut:

$$J_{FGWC}(V; X) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n \frac{|v_i - x_k|^2}{\left(\sum_{j=1}^c \left(\frac{|v_i - x_k|}{|v_j - x_k|} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right)^m} \rightarrow \min \quad (2.25)$$

$$J_{FGWC}(U; X) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m \left| \frac{\sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m} - x_k \right|^2 \rightarrow \min \quad (2.26)$$

Kedua proses formulasi tersebut secara luas diketahui sebagai optimasi alternatif atau *alternating optimization* (AO), kedua formula tersebut digunakan untuk mengoptimalkan model FGWC melalui beberapa kondisi ekstrim dari fungsi objektif FGWC (JFGWC). Berkenaan dengan hal itu, hasil masing-masing formulasi fungsi disebut sebagai FGWC-U dan FGWC-V, sedangkan μ_{ik} pada pada formula FGWC-U diatas adalah keanggotaan *cluster* geografi yang telah dimodifikasi (Wijayanto dan Purwariantini, 2014).

2.7 Indeks Validitas

Untuk membandingkan performa dari beberapa algoritma *clustering* yang diuraikan diatas digunakan pengukuran seperti *Partition Coefficient* (PC), *Classification Entropy* (CE), *Partition Index* (SC), *Separation Index* (S), *Xie and Beni's Index* (XB), and *IFV index*. Pengukuran-pengukuran tersebut biasanya digunakan untuk mengukur performa dari algoritma *clustering*. Berikut uraian masing-masing indeks yang digunakan:

2.7.1 Partition Coefficient (PC)

Indeks PC digunakan untuk mengukur jumlah overlapping diantara kelompok-kelompok, Ukuran persamaannya diuraikan sebagai berikut:

$$PC = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N \mu_{ij}^2 \quad (2.27)$$

dengan:

- μ_{ij} = Derajat keanggotaan titik data j didalam kelompok ke- i .
- N = Jumlah titik data (records)
- c = Jumlah Kelompok

Dari persamaan tersebut, nilai indeks PC berada diantara $[\frac{1}{c}, 1]$. Jumlah kelompok yang optimum dinyatakan dengan nilai PC yang maksimum.

2.7.2 Classification Entropy (CE)

Indeks CE mengukur *Fuzziness* (kesamaran) dari partisi kelompok. Ukuran persamaannya diuraikan sebagai berikut:

$$CE = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N \mu_{ij} \log_a(\mu_{ij}) \quad (2.28)$$

dengan:

- μ_{ij} = Derajat keanggotaan titik data j didalam kelompok ke- i .
- N = Jumlah titik data (records)
- c = Jumlah kelompok

Dari persamaan tersebut, nilai indeks CE berada diantara $[0, \log_a c]$. Jumlah kelompok yang optimum dinyatakan dengan nilai indeks CE yang minimum.

2.7.3 Partition Index (SC)

Partition Index atau Indeks SC merupakan rasio dari jumlah kekompakan dan pemisahan dari *cluster*. Ukuran persamaannya diuraikan sebagai berikut:

$$SC = \sum_{i=1}^c \frac{\sum_{j=1}^N (\mu_{ij})^m \|x_j - v_i\|^2}{N_i \sum_{k=1}^c \|v_k - v_i\|^2} \quad (2.29)$$

dengan:

- μ_{ij} = Derajat keanggotaan titik data j didalam kelompok ke- i .
- N = Jumlah titik data (records)
- v_i = pusat kelompok (*cluster*)
- c = Jumlah kelompok
- x = titik data

Partisi yang optimum dinyatakan dengan nilai indeks SC yang minimum.

2.7.4. Separation Index (S)

Indeks S menggunakan pemisahan jarak minimum untuk validitas partisi.

Ukuran persamaannya diuraikan sebagai berikut:

$$S = \frac{\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N (\mu_{ij})^2 \|x_j - v_i\|^2}{N \min_{i,k} \|v_k - v_i\|^2} \quad (2.30)$$

dengan:

μ_{ij} = Derajat keanggotaan titik data j didalam kelompok ke- i .

N = Jumlah titik data (records)

v = pusat kelompok (*cluster*)

c = Jumlah kelompok

x = titik data

Jumlah kelompok yang optimum dinyatakan dengan nilai indeks S yang minimum.

2.7.5 Xie and Beni's Index (XB)

Indeks XB bertujuan menghitung rasio dari total varians dalam *cluster* dan pemisahan *cluster*. Ukuran persamaannya diuraikan sebagai berikut:

$$XB = \frac{\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N (\mu_{ij})^m \|x_j - v_i\|^2}{N \min_{i,j} \|x_j - v_i\|^2} \quad (2.31)$$

dengan:

μ_{ij} = Derajat keanggotaan titik data j didalam kelompok ke- i .

N = Jumlah titik data (records)

M = *fuzzinesss*, parameter yang digunakan untuk mengukur tingkat kesamaran dari hasil pengelompokkan

v = pusat kelompok (*cluster*)

c = Jumlah kelompok

x = titik data

Jumlah kelompok yang optimal dinyatakan dengan nilai XB yang minimum.

2.7.6 IFV Index (IFV)

Indeks IFV sering digunakan untuk memvalidasi pengelompokan fuzzy dengan data spasial, karena sifatnya yang robust dan stabil (Chunchun dkk.,

2008). Ketika nilai IFV maksimum maka kualitas *cluster* semakin baik. Ukuran persamaannya diuraikan sebagai berikut:

$$IFV = \frac{1}{c} \sum_{j=1}^c \left\{ \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \mu_{kj}^2 \left[\log_2 c - \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \log_2 \mu_{kj} \right]^2 \right\} \frac{SD_{max}}{\sigma_D} \quad (2.32)$$

Jarak maksimum antara pusat *cluster* diuraikan sebagai berikut:

$$SD_{max} = \max_{k \neq j} \|V_k - V_j\|^2 \quad (2.33)$$

Pembagi antara tiap objek dan pusat *cluster* diuraikan sebagai berikut:

$$\overline{\sigma_D} = \frac{1}{c} \sum_{j=1}^c \left(\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \|X_k - V_j\|^2 \right) \quad (2.34)$$

dengan:

- μ_{ij} = Derajat keanggotaan titik data j didalam kelompok ke- i .
- N = Jumlah titik data (records)
- c = Jumlah Kelompok
- V_k = pusat *cluster* ke- k .

2.8 Permasalahan *Stunting*

Stunting didefinisikan sebagai bentuk kegagalan pertumbuhan yang menyebabkan penundaan baik fisik dan kognitif pada pertumbuhan dan perkembangan anak. *Stunting* juga dikenal sebagai kegagalan pertumbuhan linear, didefinisikan sebagai ketidakmampuan untuk mencapai potensi tinggi badan untuk usia tertentu. Anak-anak yang mengalami *stunting* dalam kehidupannya akan ditantang untuk mencapai ketinggian dan kemampuan kognitif yang sama dengan anak-anak yang tidak mengalami *stunting*, yaitu anak-anak yang pertumbuhan dan perkembangannya optimal. Anak-anak yang mengalami *stunting* akan memiliki risiko yang lebih tinggi akibat dari kesehatan yang buruk sepanjang hidupnya (Reinhardt dan Fanzo, 2014).

World Health Organization (WHO) mengukur tingkat perkembangan dan status gizi anak menggunakan titik *cutoff Z-score*, yaitu ukuran jarak antara nilai anak dan nilai ekspektasi dari populasi referensi. Seorang balita dikatakan mengalami *stunting* jika hasil pengukuran nilai *Z-Score* kurang dari -2.0 SD (Standar Deviasi). Berdasarkan Keputusan Menteri Kesehatan Nomor 1995/MENKES/XII/2010 tentang Standar Antropometri Penilaian Status Gizi

Anak, tabel klasifikasi status gizi balita berdasarkan nilai Z-Score dapat dilihat pada tabel 2.2 dibawah ini:

Tabel 2.2. Klasifikasi Status Gizi Balita Berdasarkan Nilai Z-Score

Indeks	Kategori Status Gizi	Ambang Batas (Z-Score)
TB/U (<i>Stunting</i>)	Sangat Pendek Pendek Normal Tinggi	$Z\text{-Score} < -3$ $-3 < Z\text{-Score} < -2$ $-2 < Z\text{-Score} < 2$ $Z\text{-Score} > 2$
BB/U (Underweight)	Gizi Buruk Gizi Kurang Gizi Baik Gizi Lebih	$Z\text{-Score} < -3$ $-3 < Z\text{-Score} < -2$ $-2 < Z\text{-Score} < 2$ $Z\text{-Score} > 2$
BB/TB (Wasting)	Sangat Kurus Kurus Normal Gemuk	$Z\text{-Score} < -3$ $-3 < Z\text{-Score} < -2$ $-2 < Z\text{-Score} < 2$ $Z\text{-Score} > 2$

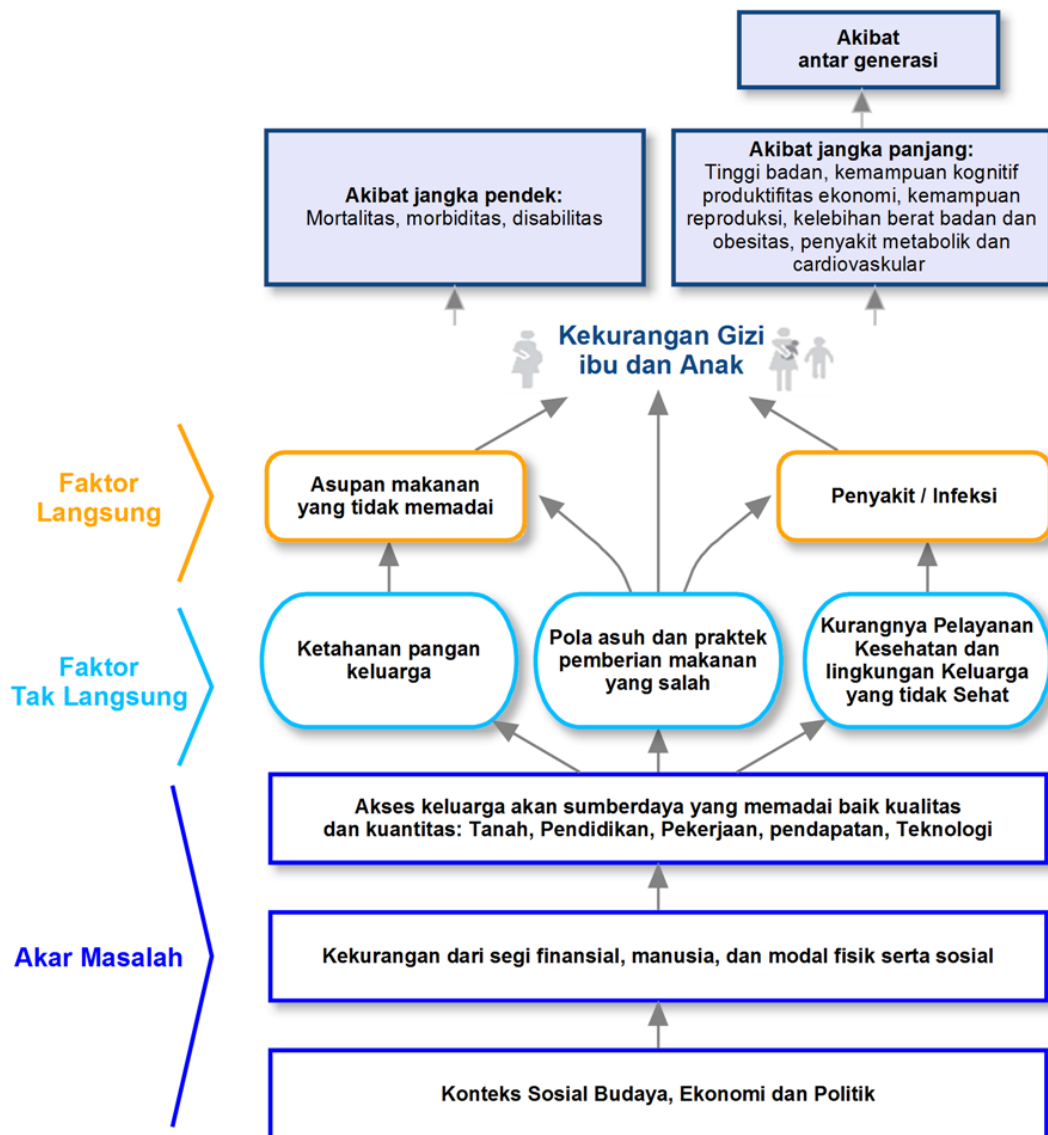
Sumber: Kementerian Kesehatan RI, 2010

Untuk membandingkan permasalahan gizi antar wilayah digunakan angka prevalensi *stunting*, yaitu persentase jumlah balita yang mengalami kejadian *stunting* pada periode tertentu terhadap keseluruhan populasi balita pada wilayah tertentu dan periode tertentu. Menurut WHO klasifikasi permasalahan gizi dapat dilihat pada tabel 2.3 dibawah ini:

Tabel 2.3. Klasifikasi Masalah Gizi Menurut WHO

Indikator	Tingkat Kekurangan Gizi berdasarkan Prevalensi			
	Rendah	Sedang	Tinggi	Sangat Tinggi
TB/U (<i>Stunting</i>)	< 20	20 – 29	30 – 39	≥ 40
BB/U (Underweight)	< 10	10 – 19	20 – 29	≥ 30
BB/TB (Wasting)	< 5	5 – 9	10 – 14	≥ 15

Sumber: WHO (1995)



Gambar 2.4. Kerangka Konseptual status Gizi (Unicef, 1990)

Berdasarkan kerangka konseptual UNICEF pada Gambar 2.4, tahapan penyebab timbulnya kekurangan gizi pada anak dibagi menjadi 2 yaitu penyebab langsung dan tidak langsung. Penyebab langsung pertama yaitu asupan makanan yang tidak memadai baik dalam segi kualitas dan kuantitas. Kualitas gizi makanan memegang peranan penting dalam mendorong proses biologi yang mengatur pertumbuhan dan perkembangan syaraf pada anak. Selain itu kualitas makanan merupakan cerminan dari keanekaragaman makanan serta kandungan vitamin dan mineral yang dikonsumsi.

Penyebab langsung kedua dalam kerangka konseptual adalah penyakit atau infeksi. Penyakit dapat menjadi penyebab dan akibat dari kekurangan gizi. Infeksi

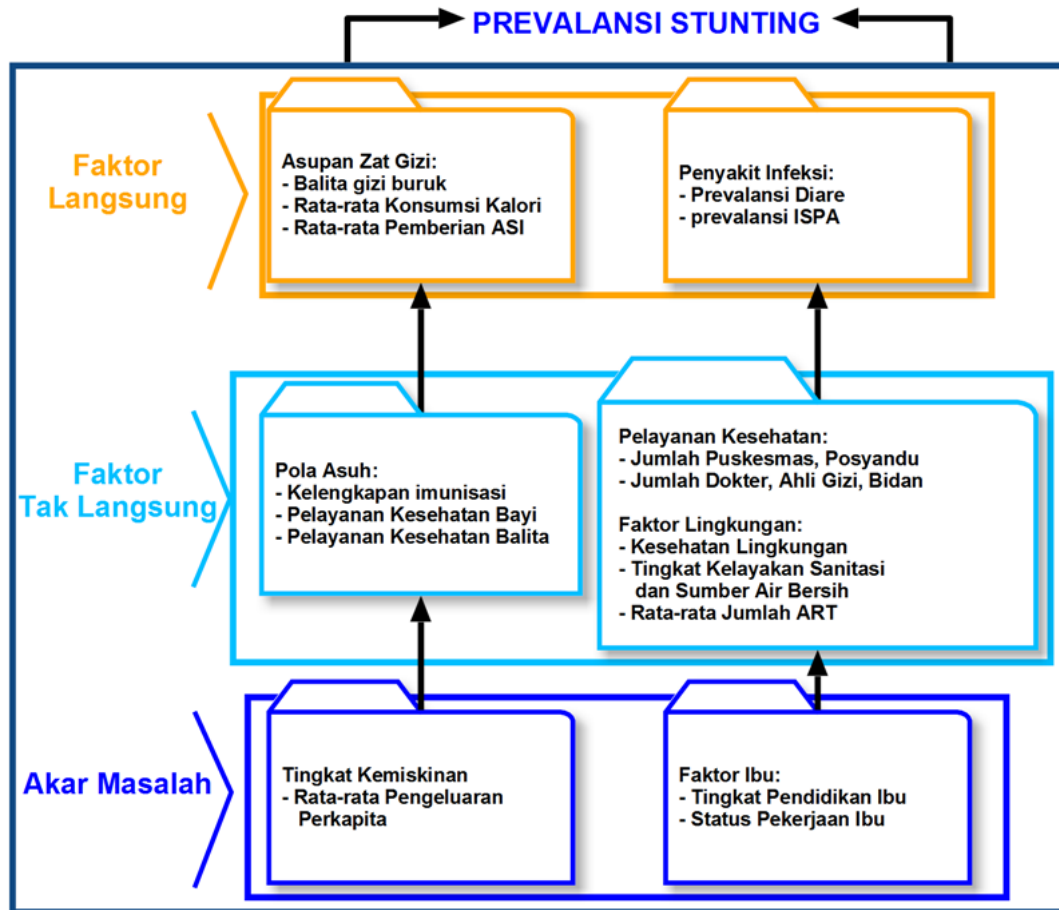
masa kanak-kanak dan penyakit diare dapat menyebabkan penyerapan gizi yang buruk atau kemampuan untuk mempertahankan nutrisi yang melemah, dengan begitu akan mengakibatkan resiko *stunting* pada anak-anak. Jika kejadian diare meningkat, resiko *stunting* juga meningkat. Selain diare, penyakit Infeksi saluran Pernapasan Atas (ISPA) juga dapat menyebabkan resiko *stunting* pada anak.

Penyebab tidak langsung kekurangan gizi pada anak berada pada tingkatan masyarakat, dan terdiri dari tiga faktor, penyebab pertama yaitu ketahanan pangan dalam rumah tangga yang tidak memadai. Ketahanan pangan ditandai dengan keberagaman makanan yang tersedia, akses untuk mendapatkan makanan bergizi, dan pemanfaatan makanan yang tepat. Pada tingkat rumahtangga, kerawanan pangan lebih berkaitan dengan ekonomi rumah tangga dan pengetahuan tentang bagaimana makanan digunakan dan dikonsumsi. Beberapa studi tentang efek ketahanan pangan rumah tangga pada anak-anak pra-sekolah menunjukkan bahwa rumah tangga rawan pangan memiliki efek pada prevalensi diare, yang mengarah kepada prevalensi *stunting*.

Penyebab tidak langsung kedua adalah pola asuh dan praktik pemberian makanan yang salah, yaitu meliputi kurangnya pemberian ASI eksklusif dan praktik pemberian makanan pada anak-anak yang salah. ASI adalah komponen penting untuk asupan bayi dan kunci untuk membantu membangun faktor kekebalan tubuh yang kuat. UNICEF merekomendasikan ASI eksklusif selama 6 bulan pertama. Selain itu penyebab tidak langsung yang berasal dari pola asuh yaitu kesadaran orangtua untuk memeriksakan kesehatan anaknya secara rutin ke fasilitas pelayanan kesehatan, kegiatan ini dapat meningkatkan kualitas pertumbuhan dan perkembangan balita.

Penyebab tidak langsung ketiga adalah tidak memadainya layanan kesehatan dan lingkungan rumah tangga yang tidak sehat. Hal itu mencakup sulitnya rumah tangga dalam mendapatkan pelayanan kesehatan serta kualitas yang buruk dari layanan kesehatan, fasilitas air, fasilitas sanitasi, praktek standar, dan persiapan makanan yang tidak memadai. Semua itu sangat penting dalam kontribusi menciptakan lingkungan yang bebas dari infeksi penyakit, dan penyakit merupakan penyebab langsung kedua yang telah dijelaskan diatas. Lebih

lengkapnya pemilihan variabel *stunting* balita dapat dilihat di Gambar 2.5 berikut ini:



Gambar 2.5. Kerangka Pemilihan Variabel *Stunting*

Berdasarkan uraian mengenai kerangka konseptual status gizi diatas, maka variabel yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut; variabel dari faktor tidak langsung yang digunakan yaitu kelengkapan imunisasi, kecukupan puskesmas, kecukupan posyandu, kecukupan dokter, kecukupan ahli gizi, kecukupan bidan, cakupan pelayanan kesehatan bayi dan balita, kelayakan sanitasi, kelayakan sumber air bersih dan jumlah anggota rumah tangga. Sedangkan variabel dari faktor langsung yang akan digunakan dalam pengelompokan ini adalah tingkat konsumsi kalori rumah tangga balita, rata-rata lama pemberian ASI, keluhan diare dan ISPA pada balita, bayi dengan berat lahir rendah serta persentase balita dengan gizi buruk dan kurang. Sedangkan variabel yang berasal dari akar masalah yang digunakan yaitu rata-rata pendapatan rumah tangga, tingkat pendidikan ibu, dan status pekerjaan ibu.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 3

METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Sumber Data dan Instrumen Pengolahan

Penelitian ini menggunakan data sekunder mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi prevalensi *stunting* balita. Data diambil dari Publikasi “Indeks Pembangunan Kesehatan Masyarakat 2013” dan “Profil Kesehatan Provinsi Jawa Timur 2013” dari Kementerian Kesehatan. Selain itu juga data diperoleh dari raw data Survei Sosial Ekonomi Nasional (Susenas) tahun 2013 dari Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Jawa Timur. Data jumlah penduduk kabupaten/kota dan jarak antara kabupaten/kota dari BPS juga dibutuhkan sebagai data pendukung untuk pembobotan. Unit observasi yang digunakan adalah pada tingkat kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur yang terdiri dari 38 kabupaten/kota.

Pengolahan dilakukan dengan menggunakan processor intel core i3 2,54GHz dengan RAM 4GB dan Software Matlab 2015. Selain itu juga digunakan syntax SPSS untuk memilah data Susenas yaitu data ibu yang memiliki balita dan data pendukung lainnya. Untuk visualisasi peta digunakan program ArcMap.

3.2. Variabel Penelitian dan Definisi Operasional

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan 20 variabel dari faktor *stunting* balita antara lain sebagai berikut:

1. **Rata-rata jumlah ART pada Ruta balita (X_1)** adalah perbandingan antara jumlah anggota rumah tangga pada seluruh rumah tangga yang memiliki anak usia 0-59 bulan (Ruta Balita) terhadap jumlah seluruh Ruta Balita.
2. **Persentase Ruta balita yang tidak memiliki sanitasi layak (X_2)** adalah perbandingan antara jumlah Ruta Balita yang tidak memiliki sanitasi layak terhadap jumlah seluruh Ruta Balita.
3. **Persentase Ruta balita yang tidak memiliki sumber air minum layak (X_3)** adalah perbandingan antara jumlah Ruta Balita yang tidak memiliki sumber air minum layak terhadap jumlah seluruh Ruta Balita. Sumber air minum layak adalah air leding eceran/meteran, dan pompa/sumur terlindung/mata air

terlindung dengan jarak ke tempat penampungan kotoran/tinja lebih dari 10 meter.

4. **Rata-rata lama pemberian ASI balita (X_4)** adalah perbandingan jumlah waktu (dalam bulan) pemberian ASI pada seluruh Balita terhadap jumlah seluruh Ruta Balita.
5. **Persentase ibu balita berpendidikan < SMA (X_5)** adalah perbandingan antara jumlah ibu balita dengan tingkat pendidikan formal yang ditamatkan kurang dari SLTA atau sederajat terhadap jumlah seluruh ibu Balita.
6. **Persentase ibu Balita bekerja (X_6)** adalah perbandingan antara ibu balita yang bekerja terhadap jumlah seluruh ibu Balita. Bekerja didefinisikan sebagai kegiatan melakukan pekerjaan dengan maksud memperoleh atau membantu memperoleh penghasilan paling sedikit selama satu jam berturut-turut dalam seminggu terakhir sebelum survei, termasuk mereka yang mempunyai pekerjaan/usaha tetapi sementara tidak bekerja selama seminggu terakhir sebelum survei.
7. **Pengeluaran rata-rata Ruta Balita (X_7)** adalah perbandingan antara jumlah pengeluaran perkapita seluruh Ruta Balita terhadap jumlah seluruh Ruta Balita. Pengeluaran rata-rata per kapita adalah biaya yang dikeluarkan untuk konsumsi semua anggota rumah tangga selama sebulan baik yang berasal dari pembelian, pemberian maupun produksi sendiri dibagi dengan banyaknya anggota rumah tangga dalam rumah tangga tersebut.
8. **Rata-rata Konsumsi Kalori (X_8)** adalah perbandingan antara jumlah konsumsi kalori perkapita pada seluruh Ruta Balita terhadap jumlah seluruh Ruta Balita. Besarnya konsumsi kalori dihitung dengan mengalikan kuantitas setiap makanan yang dikonsumsi dengan besarnya kandungan kalori setiap jenis makanan, kemudian hasilnya dijumlahkan.
9. **Prevalensi Diare Balita (X_9)** adalah persentase Balita dengan keluhan diare, yaitu perbandingan antara jumlah penderita diare balita yang ditangani di sarana kesehatan terhadap jumlah seluruh Balita.
10. **Prevalensi ISPA Balita (X_{10})** adalah persentase balita dengan keluhan Infeksi Saluran Pernapasan (ISPA), yaitu perbandingan antara jumlah

penderita ISPA yang ditangani di sarana kesehatan terhadap jumlah seluruh Balita.

11. **Persentase Balita dengan Imunisasi Lengkap (X_{11})** adalah Persentase anak usia 12-59 bulan yang telah diimunisasi lengkap. Lengkap jika anak tersebut telah diimunisasi 1 kali BCG, 3 kali DPT, dan minimal 3 kali Polio, dan 1 kali campak.
12. **Prevalensi Balita Gizi Buruk dan Kurang (X_{12})** adalah persentase balita yang mengalami gizi buruk dan gizi kurang. Balita gizi buruk yaitu balita dengan status gizi berdasarkan indeks berat badan (BB) $Z\text{-score} < -3$ SD (sangat kurus), sedangkan balita Gizi kurang yaitu dengan indeks berat badan (BB) $-3 < Z\text{-Score} < -2$, dan/atau terdapat tanda-tanda klinis gizi buruk lainnya (marasmus, kwashiorkor, dan marasmus-kwashiorkor).
13. **Kecukupan Puskesmas (X_{13})** adalah rasio Puskesmas per 100.000 penduduk.
14. **Kecukupan Posyandu (X_{14})** adalah proporsi desa/kelurahan yang memiliki kecukupan Posyandu.
15. **Kecukupan Dokter (X_{15})** adalah rasio dokter per 100.000 penduduk.
16. **Kecukupan Tenaga Ahli gizi (X_{16})** adalah rasio tenaga ahli gizi per 100.000 penduduk.
17. **Kecukupan Bidan (X_{17})** adalah rasio bidan per 100.000 penduduk.
18. **Persentase BBLR (X_{18})** adalah Persentase Bayi dengan Berat Badan Lahir Rendah (BBLR) yaitu kurang dari 2.500 gram.
19. **Cakupan Pelayanan Kesehatan Bayi (X_{19})** adalah perbandingan jumlah bayi (umur 29 hari -11 bulan) yang memperoleh pelayanan kesehatan sesuai standar minimal 4 kali terhadap jumlah seluruh bayi.
20. **Cakupan Pelayanan Kesehatan Balita (X_{20})** adalah perbandingan jumlah anak Balita (12 - 59 bulan) yang memperoleh pelayanan kesehatan sesuai standar terhadap jumlah seluruh sasaran anak Balita. Pelayanan kesehatan sesuai standar tersebut meliputi pemantauan pertumbuhan minimal 8 kali setahun, pemantauan perkembangan minimal 2 kali setahun, pemberian vitamin A 2 kali setahun.

3.3. Tahapan Penelitian

Sesuai dengan permasalahan dan tujuan yang telah dirumuskan serta didukung oleh tinjauan pustaka dalam penelitian ini, maka dilakukan tahapan penelitian sebagai berikut:

3.3.1 Melakukan modifikasi algoritma FGWC-PSO

Proses *clustering* FGWC-PSO dilakukan dengan terlebih dahulu memodifikasi penimbang inersia pada source code program FGWC-PSO dengan menggunakan 4 penimbang inersia yang berbeda. Selanjutnya algoritma hasil modifikasi akan dikenal dengan nama: FGWC-PSO-LD, FGWC-PSO-CO-FGWC-PSO-CH, dan FGWC-PSO-LD. Kemudian parameter *clustering* yang digunakan pada empat varian FGWC-PSO tersebut disesuaikan sebagai berikut: $\alpha = 0.5$, $\beta = 0.5$, $a = 1$, $b = 1$, threshold $\varepsilon = 10^{-5}$, $c_1 = 2$, $c_2 = 2$, maksimum iterasi = 100, $n = 38$, $d = 20$, jumlah *cluster* (c) yang akan digunakan akan berbeda, mulai dari $c = 2$, hingga $c = 9$. *Fuzzinesss* (m) yang akan digunakan juga berbeda yaitu $m = 1,5$ dan $m = 2$. Kemudian parameter-parameter tersebut digunakan dalam langkah-langkah FGWC-PSO sebagai berikut:

Langkah 1: Masukkan data dan parameter *clustering* yang digunakan selama proses analisis. Setelah proses pembacaan data, masukkan jumlah *cluster* (c), *threshold* $\varepsilon > 0$ dan parameter lain seperti *fuzzinesss* (m). Tentukan parameter PSO seperti iterasi maksimum dan jumlah partikel *swarm*. Kemudian, tentukan parameter modifikasi geografi seperti α , β , a , dan b .

Langkah 2: Aplikasi akan menginisialisasi kecepatan *swarm* dan definisikan lingkungan sosial partikel, dari kondisi ini maka dipilih kondisi partikel terbaik di populasi awal. Kemudian, aplikasi akan memeriksa kondisi apakah $n > d$, dimana n adalah jumlah baris data dan d adalah jumlah variabel.

Langkah 3: Jika kondisi terpenuhi maka aplikasi akan menggunakan pusat *cluster* sebagai partikel *swarm*, sedangkan jika kondisi tidak terpenuhi maka aplikasi akan menggunakan matriks keanggotaan sebagai partikel *swarm*. Kedua partikel *swarm* tersebut diperoleh menggunakan metode FGWC. Kemudian, aplikasi akan memilih solusi terbaik.

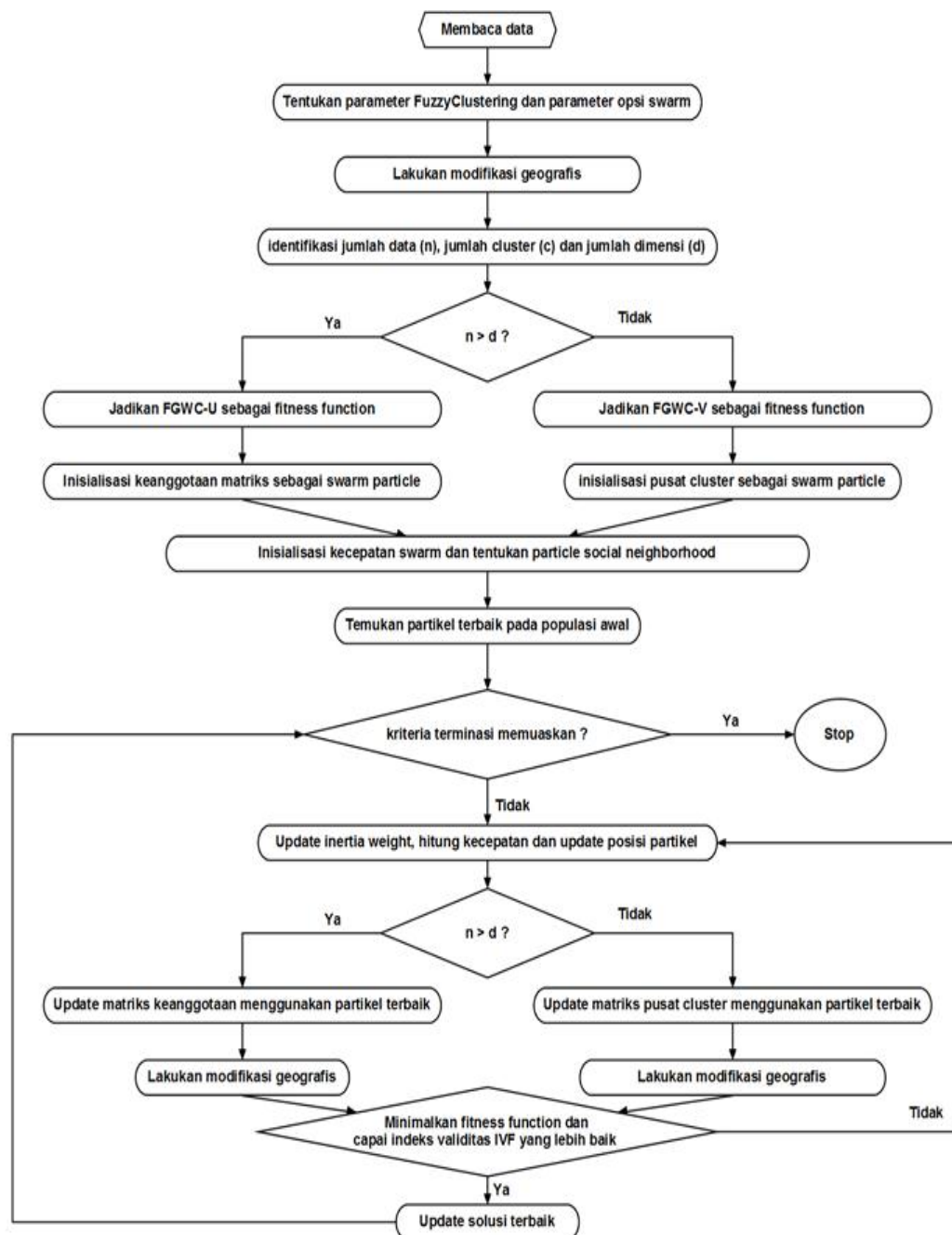
Langkah 4: Proses iterasi digunakan untuk memeriksa apakah kondisi telah mencapai titik henti (*termination criteria*), sedangkan apabila iterasi maksimum telah diperoleh atau ditemukan solusi terbaik maka kondisi ini sama dengan *global minima*.

Langkah 5: Aplikasi akan memperbarui nilai penimbang inersia. Aplikasi akan mengevaluasi *swarm* yang baru dan *swarm* tersebut digunakan sebagai masukan dalam *fitness function* untuk menghitung matriks keanggotaan dan pusat *cluster (centroid)*.

Langkah 6: Aplikasi memeriksa kembali kondisi apakah $n > d$, jika kondisi terpenuhi maka aplikasi akan menggunakan metode FGWC-V (Formula 2.25) supaya lebih sederhana dan menggunakan pusat *cluster* sebagai *swarm*, sebaliknya aplikasi akan menggunakan metode FGWC-U (Formula 2.26) supaya lebih sederhana dan menggunakan matriks keanggotaan sebagai *swarm*.

Langkah 7: Aplikasi akan memeriksa kondisi terpenuhi tidaknya perolehan fungsi objektif yang paling minimum. Jika kondisi tidak terpenuhi, maka aplikasi akan memperbarui kecepatan partikel dan posisi partikel. Namun, jika kondisi telah terpenuhi, maka aplikasi akan memperbarui solusi terbaik yang ditemukan pada saat iterasi. Jika tidak ada peningkatan nilai *fitness function*, maka aplikasi menggunakan solusi terbaik terakhir yang diperoleh dari iterasi sebelumnya.

Langkah 8: Aplikasi akan memeriksa apakah telah mencapai titik henti, kondisi titik henti diperoleh ketika mencapai maksimum iterasi atau solusi terbaik yang sebanding dengan global minimum, jika kondisi terpenuhi maka berhenti dan aplikasi akan mengeluarkan hasilnya, jika sebaliknya kembali ke tahap ke-4.



Gambar 3.1. Flowchart Algoritma FGWC-PSO

3.3.2 Melakukan modifikasi algoritma FGWC-ABC

Proses *clustering* FGWC-ABC dilakukan dengan terlebih dahulu memodifikasi formula pada source code program FGWC-ABC. Selanjutnya algoritma hasil modifikasi akan dikenal dengan nama FGWC-MABC. Kemudian parameter *clustering* pada FGWC-ABC dan FGWC-MABC tersebut disesuaikan sebagai berikut: $\alpha = 0.5$, $\beta = 0.5$, $a = 1$, $b = 1$, threshold $\varepsilon = 10^{-5}$, maksimum

iterasi = 100, $n = 38$, $d = 14$, jumlah *cluster* (c) yang akan digunakan akan berbeda, mulai dari $c = 2$, sampai dengan $c = 9$. *Fuzziness* (m) yang akan digunakan juga berbeda yaitu $m = 1,5$ dan $m = 2$. Kemudian parameter-parameter tersebut digunakan dalam langkah-langkah FGWC-ABC sebagai berikut:

Langkah 1: Masukkan data dan parameter *clustering* yang digunakan selama proses analisis. Setelah proses pembacaan data, tentukan jumlah *cluster* (c), *threshold* $\varepsilon > 0$ dan parameter lain seperti *fuzziness* (m). Definisikan juga parameter ABC seperti jumlah solusi (jika $n > d$ maka solusi = n , jika $n < d$ maka solusi = c), jumlah *colony* ($2 \times$ solusi) dan jumlah iterasi (kriteria berhenti). Kemudian tentukan parameter modifikasi geografi seperti α , β , a , dan b .

Langkah 2: Identifikasi jumlah baris data (n), jumlah *cluster* (c) dan jumlah variabel (d) untuk menentukan fungsi objektif yang harus di evaluasi.

Langkah 3: Lakukan proses iterasi untuk memeriksa kriteria terminasi yang mencapai iterasi maksimum atau menemukan solusi terbaik sebesar global minimum. Jika jumlah baris data lebih besar dari jumlah variabel ($n > d$), maka gunakan FGWC-U sebagai fungsi objektif dan inisialisasi matriks keanggotaan sebagai solusi. Sebaliknya FGWC-V sebagai fungsi objektif dan inisialisasi pusat *cluster* sebagai solusi.

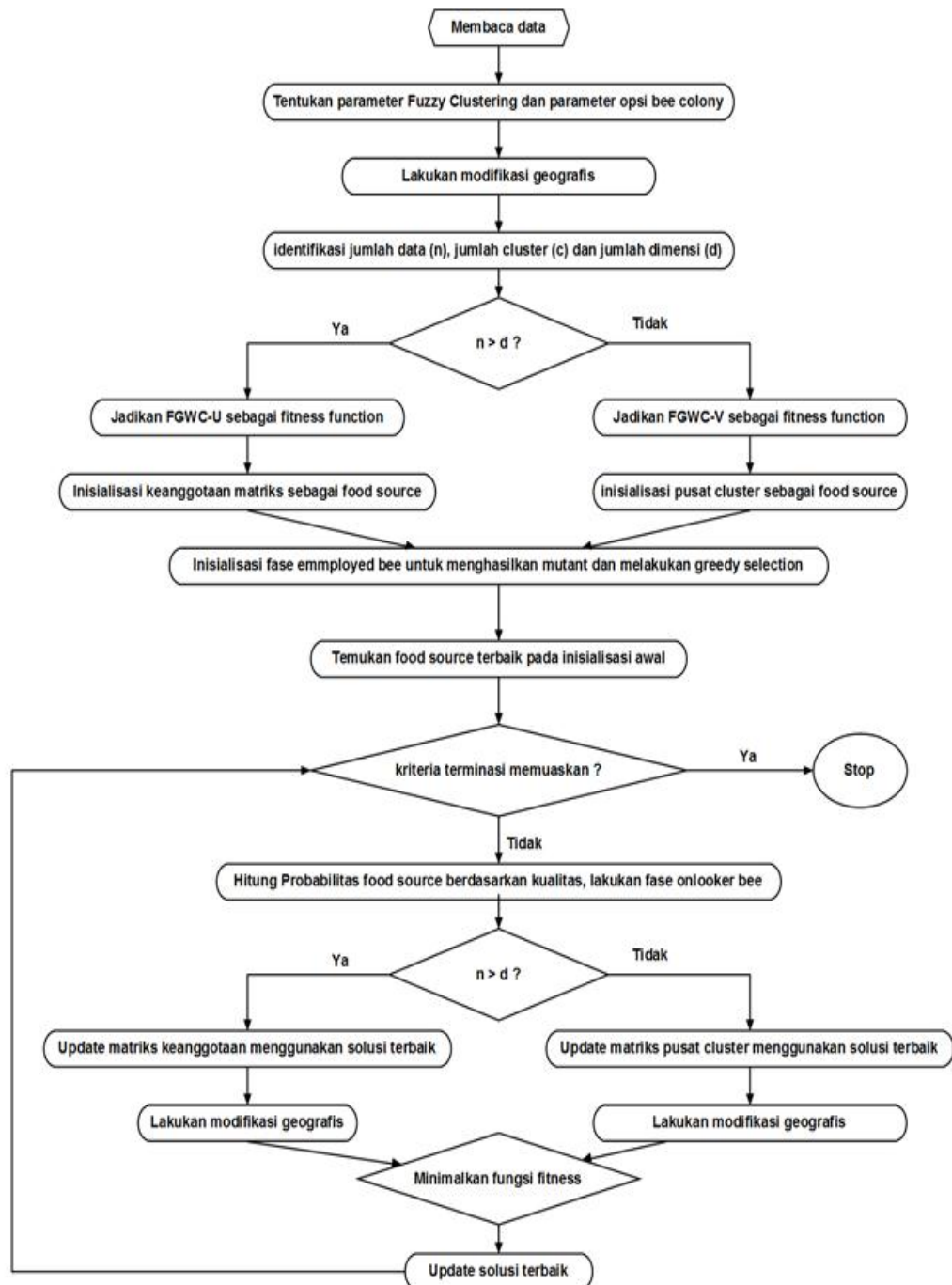
Langkah 4 : Inisialisasi fase lebah pekerja yaitu dengan membandingkan v_i dan x_i sehingga menemukan solusi terbaik di titik inisial.

Langkah 5 : Hitung probabilitas solusi . Sebuah solusi yang dipilih dengan probabilitas yang sebanding dengan kualitasnya . Kemudian lakukan fase lebah penjaga untuk menghasilkan solusi terbaik baru .

Langkah 6: Update matriks keanggotaan atau pusat *cluster* menggunakan solusi terbaik, jika jumlah data lebih besar dari jumlah dimensi ($n > d$) gunakan formula (2.23). Sebaliknya gunakan formula (2.24) untuk menghitung pusat *cluster*. Proses ini akan menghitung fungsi objektif dari FGWC-V pada formula (2.25). Jarak yang digunakan disini adalah fungsi Euclidean. Lakukan modifikasi geografi melalui persamaan (2.3), (2.4) dan (2.5) untuk mengikutsertakan efek ketetanggaan.

Langkah 7: Periksa apakah telah memenuhi kriteria terminasi, yaitu mencapai iterasi maksimum atau menemukan solusi terbaik yang sepadan dengan

global minimum. Jika “ya” maka tahapan berhenti, jika “tidak” maka kembali ke langkah 4.



Gambar 3.2. Flowchart Algoritma FGWC-ABC

3.3.3 Melakukan perbandingan evaluasi hasil *clustering*

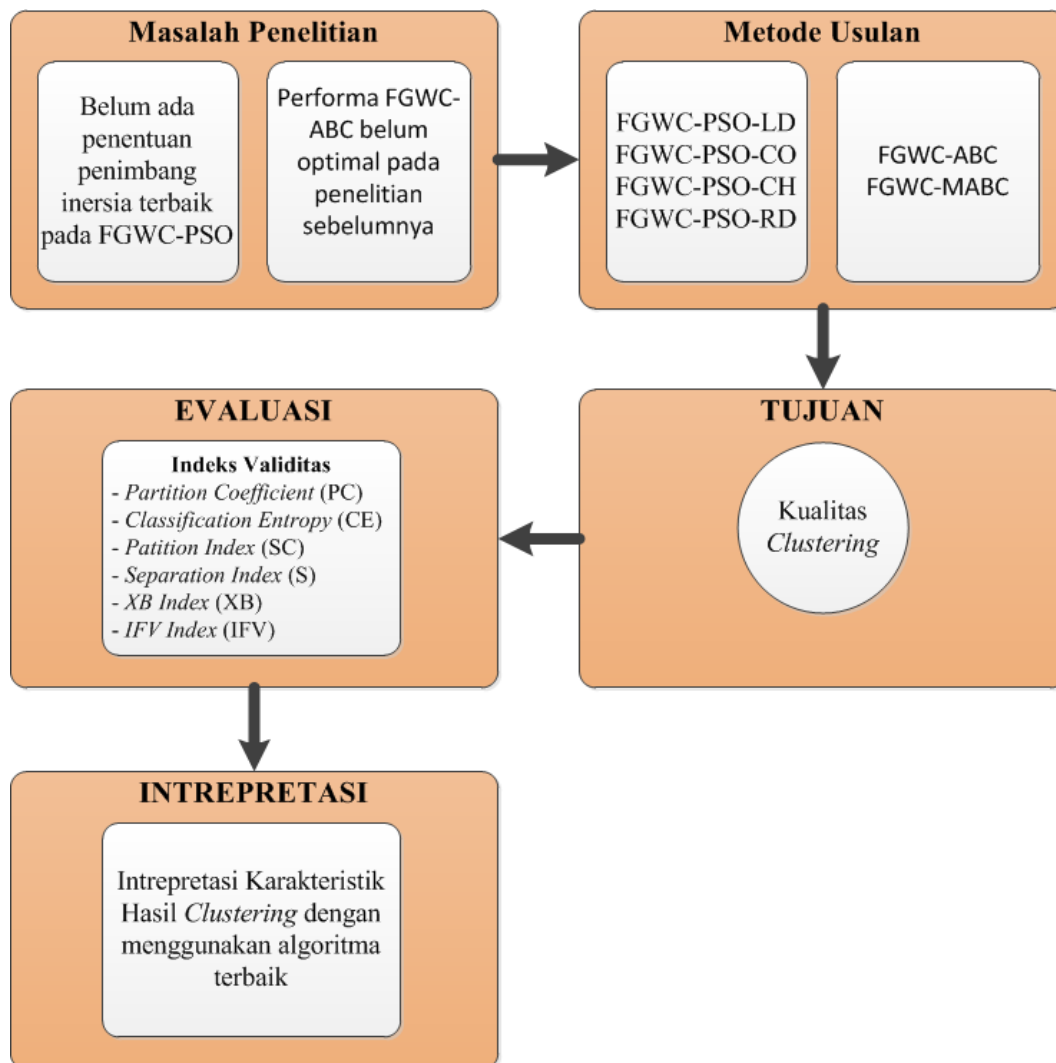
Perbandingan evaluasi hasil *clustering* pada penelitian ini dilakukan menggunakan enam indeks validitas pengelompokan dengan indikasi sebagai berikut; semakin besar nilai dari *Partition Coefficient* dan *IFV Index*

mengindikasikan kualitas *cluster* yang lebih baik, sedangkan semakin kecilnya nilai dari *Clasification Entropy*, *Partition Index*, *Separation Index*, *Xie and Beny Index* mengindikasikan kualitas *cluster* yang lebih baik. Masing-masing indeks pada tiap jumlah *cluster* didapatkan dari rata-rata hasil 10 kali proses *clustering*, dan masing-masing proses *clustering* terdiri dari 100 kali iterasi. Selanjutnya perbandingan evaluasi hasil *clustering* dilakukan dengan tahapan berikut:

1. Membandingkan performa hasil *clustering* antara varian FGWC-PSO yang didapatkan melalui penghitungan pada tahap 3.3.1. Performa hasil *clustering* keempat varian FGWC-PSO diukur menggunakan enam buah indeks validitas, kemudian varian FGWC-PSO terbaik ditetapkan.
2. FGWC-MABC merupakan modifikasi atau varian dari FGWC-ABC. Selanjutnya dilakukan perbandingan performa hasil *clustering* antara FGWC-ABC yang didapatkan melalui penghitungan pada tahap 3.3.2. Performa hasil *clustering* antara FGWC-ABC dan FGWC-MABC diukur menggunakan enam buah indeks validitas, kemudian algoritma terbaik ditetapkan.
3. Selanjutnya membandingkan antara varian FGWC-PSO terbaik dengan varian FGWC-ABC terbaik menggunakan enam buah indeks validitas dan hasil terbaik ditetapkan.
4. Setelah didapatkan hasil *cluster* yang paling baik berdasarkan perbandingan yang telah dilakukan pada tiga tahap diatas kemudian dilakukan intrepetasi hasil pengelompokkan dan karakteristik kelompok yang terbentuk.

3.4. Kerangka Pikir Penelitian

Permasalahan yang di angkat dalam penelitian ini adalah untuk menentukan penimbang inersia terbaik dalam FGWC-PSO, selanjutnya untuk memperbaiki performa FGWC-ABC maka dilakukan modifikasi formula sehingga terbentuk algoritma FGWC-MABC. Selanjutnya untuk membandingkan kualitas hasil *cluster* digunakan indeks validitas yaitu *Partition Coefficient* (PC), *Coefficient Entropy* (CE), *Partition Index* (SC), *Separation Index* (S), dan *IFV Index* (IFV). Untuk lebih lengkapnya kerangka pikir dari penelitian ini di ilustrasikan dengan Gambar 3.3 dibawah ini:



Gambar 3.3. Kerangka Pikir Penelitian

BAB 4

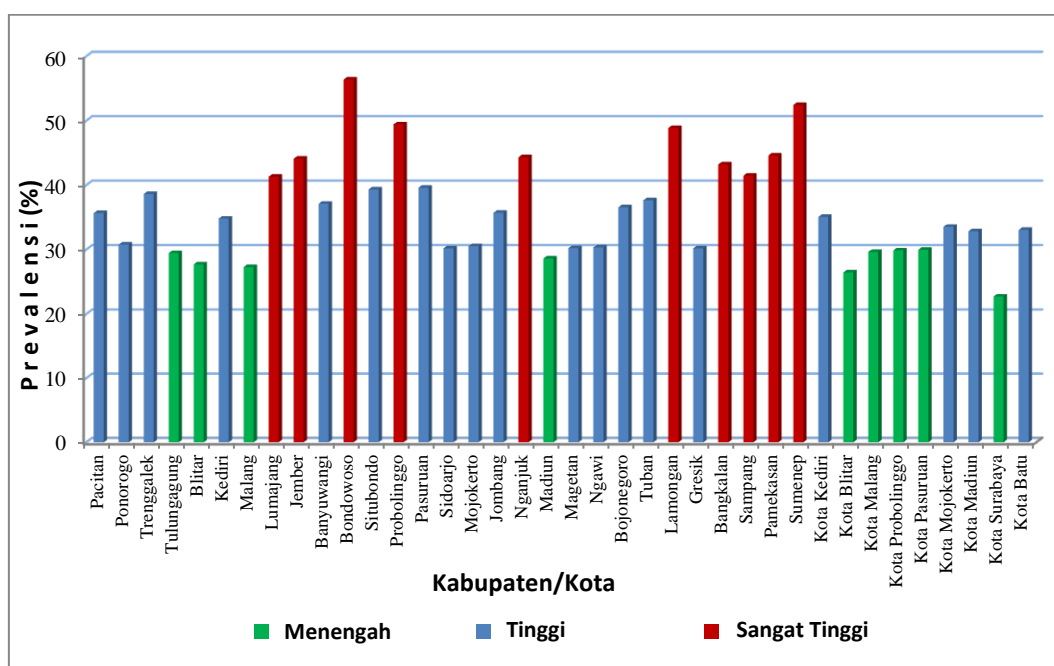
ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini akan diuraikan mengenai gambaran umum variabel penelitian yang merupakan faktor-faktor yang mempengaruhi prevalensi *stunting* balita di Provinsi Jawa Timur. Kemudian akan dilakukan perbandingan metode antara FGWC-PSO dengan beberapa penimbang inersia yang berbeda, dan juga akan dibandingkan antara FGWC-ABC dan FGWC-MABC. Hasil terbaik varian FGWC-PSO kemudian dibandingkan dengan hasil terbaik varian FGWC-ABC. Selanjutnya dilakukan intepetasi hasil pengelompokkan dan karakteristik kelompok yang terbentuk.

4.1. Gambaran Umum

Prevalensi *stunting* balita di Indonesia terjadi dengan disparitas yang sangat tinggi antar daerah. Disparitas yang sangat tinggi juga terjadi antar kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur dengan angka prevalensi *stunting* balita pada tingkatan yang sama dengan angka nasional, yaitu tingkat prevalensi *stunting* balita tinggi (30-39%). Upaya peningkatan status gizi masyarakat serta penurunan prevalansi *stunting* balita menjadi salah satu sasaran pokok pembangunan nasional yang tertuang pada Rencana Pembangunan Jangka Menengah Nasional (RPJMN) Tahun 2015-2019. Terkait dengan hal itu, studi mengenai faktor *stunting* balita di Provinsi Jawa Timur dapat dijadikan rujukan bagi pemerintah untuk mengatasi prevalensi *stunting* balita pada tingkat nasional. Pada RPJMN 2015-2019 ditetapkan target penurunan prevalansi *stunting* balita mencapai 32,9% pada tahun 2015, dan 28% pada tahun 2019.

Disparitas yang sangat tinggi pada prevalensi *stunting* balita di Provinsi Jawa timur dapat dilihat pada gambar 4.1 dibawah, dengan grafik berwarna hijau menandakan daerah dengan tingkat prevalensi balita menengah, grafik berwarna biru menandakan daerah dengan tingkat prevalensi balita tinggi, dan grafik berwarna merah menandakan daerah dengan tingkat prevalensi balita sangat tinggi.



Gambar 4.1. Prevalensi *Stunting* di Provinsi Jawa Timur Tahun 2013

Berdasarkan tingkat prevalensi *stunting* balita di Provinsi Jawa Timur pada Gambar 4.1, terdapat 9 kabupaten/kota berada pada tingkat menengah (20-29%), 19 kabupaten/kota berada pada tingkat tinggi (30-39%), dan 10 kabupaten/kota berada pada tingkat sangat tinggi ($\geq 40\%$). Tingkat prevalensi *stunting* balita tertinggi terdapat pada Kabupaten Bondowoso dengan persentase sebesar 56,38%, selanjutnya diikuti oleh Kabupaten Sumenep dengan persentase sebesar 52,44%. Pada tingkat prevalensi *stunting* balita tinggi, Kabupaten Pasuruan memiliki persentase sebesar 39,6%, selanjutnya dengan angka yang tidak berbeda jauh yaitu Kabupaten Trenggalek dengan persentase sebesar 38,6%. Pada tingkat Prevalensi *stunting* balita menengah terdapat pada Kota Surabaya dengan persentase sebesar 22,7%, yang merupakan daerah dengan tingkat prevalensi terendah di Provinsi Jawa Timur.

Pada gambaran umum ini juga akan dibahas mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi Prevalensi *stunting* balita di Provinsi Jawa Timur berdasarkan kerangka konseptual permasalahan gizi dari UNICEF. Faktor-faktor tersebut terdiri dari akar masalah, faktor tidak langsung dan faktor langsung. Gambaran umum tersebut akan ditunjukkan dengan analisis deskriptif yang dijabarkan pada Tabel 4.1 dibawah ini:

Tabel 4.1. Statistik Deskriptif Variabel Penelitian

variabel	Deskripsi	Min	Max	Rata-rata	Coefficient Variation
X1	Rata-rata jumlah Anggota Rumah Tangga (ART) Balita	3.89	5.11	4.70	5.82
X2	Persentase Rumah Tangga (Ruta) Balita tanpa Sanitasi Layak	1.95	78.30	32.26	63.88
X3	Persentase Ruta Balita tanpa Sumber Air Minum Layak	0.00	56.10	21.92	56.05
X4	Rata-rata Lama Pemberian ASI	11.64	22.40	16.52	13.54
X5	Persentase Ibu Balita dengan pendidikan < SMA	16.70	82.48	57.12	29.96
X6	Persentase Ibu Balita Bekerja	21.42	65.37	41.33	23.37
X7	Pengeluaran Rata-rata Ruta Balita (dalam Jutaan)	1.45	4.41	2.41	30.48
X8	Rata-rata Konsumsi Kalori Ruta Balita (per 100 kalori)	15.74	20.76	17.94	5.96
X9	Prevalensi Balita dengan keluhan ISPA	31.47	63.52	46.85	15.3
X10	Prevalensi Balita dengan keluhan Diare	2.91	26.58	10.66	54.21
X11	Persentase Balita dengan Imunisasi Lengkap	15.49	92.11	61.36	31.11
X12	Prevalensi Balita Gizi Buruk dan Kurang	10.54	29.81	17.91	30.63
X13	Rasio Puskesmas per 100 Ribu Penduduk	1.27	4.38	2.76	25.47
X14	Rasio Dokter per 100 Ribu Penduduk	6.84	165.41	35.92	107.64
X15	Rasio Ahli Gizi per 100 Ribu Penduduk	1.39	28.72	6.33	90.5
X16	Rasio Bidan per 100 Ribu penduduk	22.90	98.10	44.92	31.59
X17	Proporsi Desa yang mempunyai kecukupan Posyandu	43.88	100.00	76.91	22.9
X18	BBLR	1.25	9.66	3.63	41.73
X19	Cakupan Pelayanan Kesehatan Bayi	73.64	102.90	89.15	8.05
X20	Cakupan Pelayanan Kesehatan Balita	47.52	118.03	82.97	17.77

Sumber: Hasil pengolahan

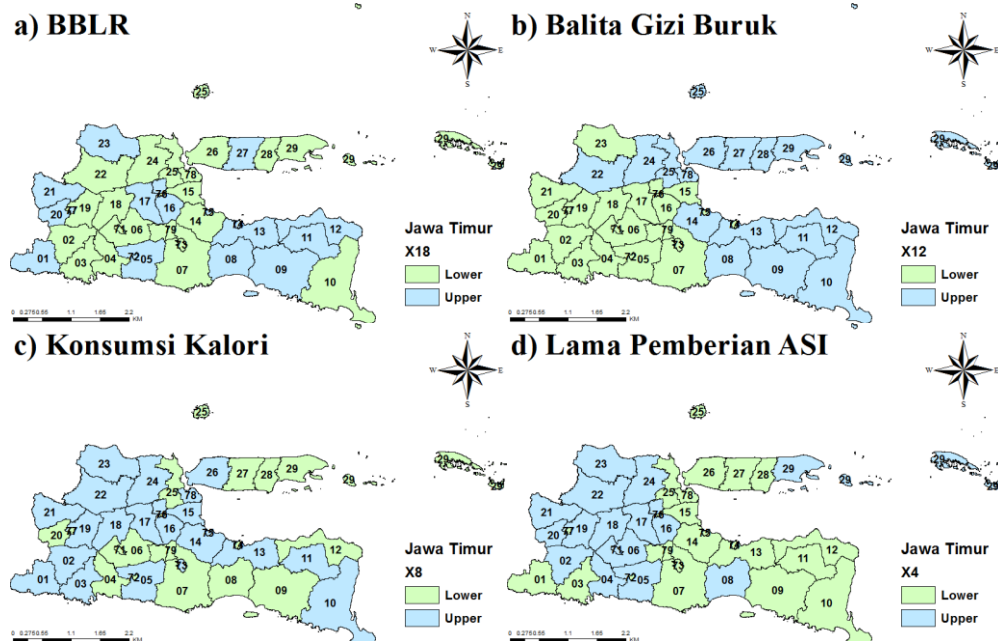
Berdasarkan Tabel 4.1 diatas terlihat variabel dengan tingkat variasi tertinggi terdapat pada variabel rasio dokter per 100 ribu penduduk. Tingginya variasi tersebut dikarenakan terdapat tiga kabupaten/kota yang memiliki rasio diatas 100%, yaitu Kota Madiun, Kota Surabaya dan Kabupaten Sidoarjo. Selanjutnya tingkat variasi terendah terdapat pada variabel Rata-rata Jumlah ART

Balita, selain itu Rata-rata Konsumsi Kalori Rata balita juga mempunyai tingkat variasi rendah. Rata-rata konsumsi kalori untuk semua kabupaten/kota masih dibawah garis kemiskinan makanan (< 2.100 kalori). Oleh karena itu untuk mengatasi rendahnya konsumsi kalori pada Rata balita tidak terlepas dengan pengentasan kemiskinan.

Selanjutnya Gambaran umum berdasarkan faktor-faktor yang mempengaruhi Prevalensi *stunting* balita di visualisasikan ke dalam peta berdasarkan kriteria rata-rata dari masing-masing variabel *stunting* balita. Pada area pada peta yang berwarna hijau (*Lower*) adalah kabupaten/kota yang mempunyai nilai variabel dibawah nilai rata-rata Provinsi, sedangkan area pada peta yang berwarna biru (*Upper*) adalah kabupaten/kota yang mempunyai nilai variabel diatas nilai rata-rata provinsi.

4.1.1 Faktor Langsung Penyebab *Stunting* Balita

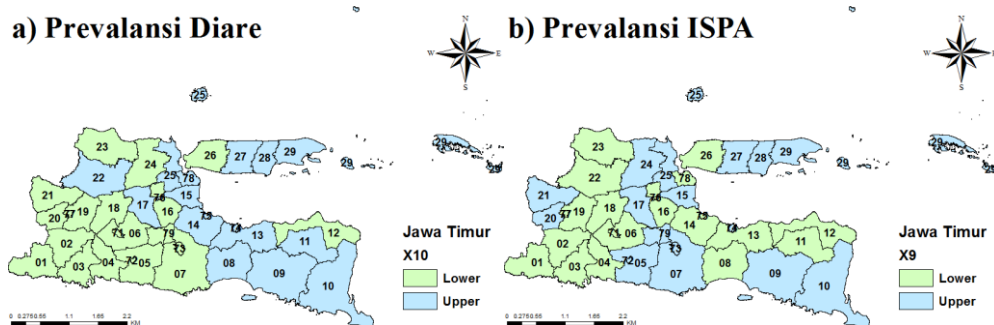
Faktor-faktor *stunting* balita yang digunakan sebagai variabel penelitian yang merupakan penyebab langsung berdasarkan kerangka konseptual permasalahan gizi dari UNICEF antara lain terkait dengan asupan gizi dan infeksi penyakit.



Gambar 4.2 Faktor *stunting* balita terkait asupan zat gizi

Gambaran umum penyebab langsung faktor *stunting* balita yang terkait dengan asupan gizi antara lain sebagai berikut:

- Bayi dengan Berat Lahir Rendah (BBLR) dengan persentase terendah berada pada Kabupaten Bangkalan (1,25%) dan persentase BBLR tertinggi berada pada kota Madiun (9,66%). Nilai rata-rata variabel 3,63% dengan koefisien variasi 41,73%.
- Balita gizi buruk dan kurang dengan persentase terendah di Kabupaten Ponorogo (10,54%) dan tertinggi di Kabupaten Bangkalan (29,81%). Nilai rata-rata variabel 17,91% dengan koefisien variasi 30,63%.
- Rata-rata konsumsi kalori rumah tangga balita dengan persentase terendah di kabupaten Pamekasan (15,74%) dan tertinggi di kabupaten Mojokerto (20,76%). Nilai rata-rata variabel 17,94% dengan koefisien variasi 5,96%.
- Rata-rata lama pemberian ASI dengan angka terendah di kota Mojokerto (11,64 bulan) dan angka terkecil di kabupaten Nganjuk (22,4 bulan). Nilai rata-rata variabel 16,52 bulan dengan koefisien variasi 13,54%.



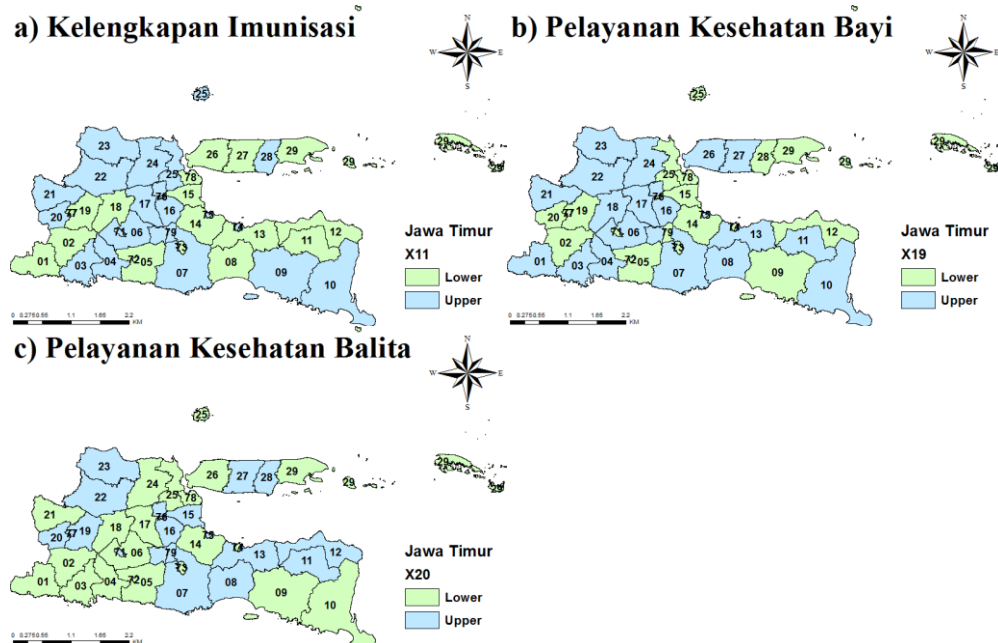
Gambar 4.3 Faktor *stunting* balita terkait dengan infeksi penyakit

Gambaran umum penyebab langsung faktor *stunting* yang terkait dengan penyakit infeksi antara lain sebagai berikut:

- Prevalensi diare balita dengan persentase terendah di Kota Madiun (2,91%) dan angka tertinggi di Kabupaten Bondowoso (26,58%). Nilai rata-rata variabel 10,66% dengan koefisien variasi 54,21%.
- Prevalensi ISPA balita dengan persentase terendah di Kabupaten Nganjuk (31,47%) dan persentase tertinggi di Kabupaten Pamekasan (63,52%). Nilai rata-rata variabel 46,85% dengan koefisien variasi 15,3%.

4.1.2 Faktor Tidak Langsung Penyebab *Stunting*

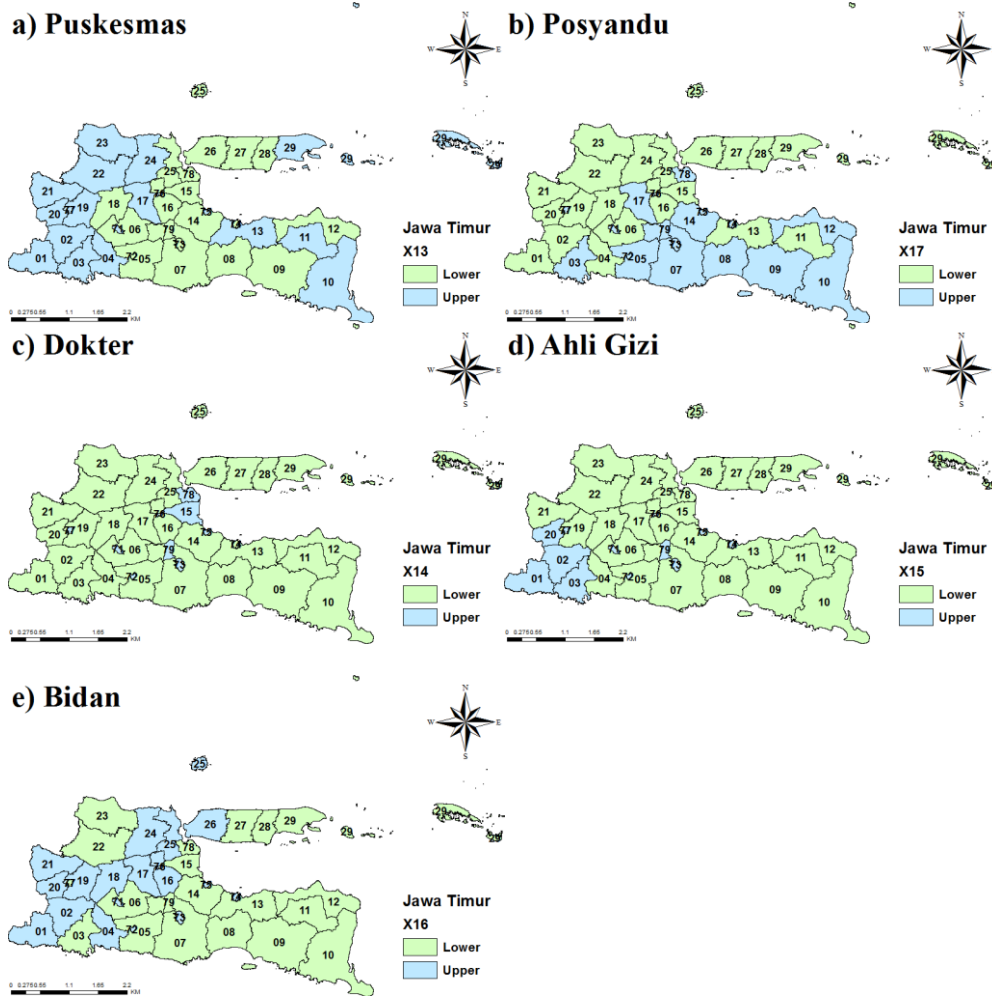
Faktor-faktor *stunting* yang digunakan sebagai variabel penelitian yang merupakan penyebab tidak langsung antara lain yang terkait dengan pola asuh, pelayanan kesehatan dan faktor lingkungan.



Gambar 4.4 Faktor *stunting* balita terkait dengan pola asuh

Gambaran umum penyebab tidak langsung faktor *stunting* yang terkait dengan pola asuh antara lain sebagai berikut:

- Presentase balita dengan imunisasi lengkap dengan persentase terendah di Kabupaten Sumenep (15,49%) dan persentase tertinggi di Kabupaten Trenggalek (92,11%). Nilai rata-rata variabel 61,36% dengan koefisien variasi 31,11%.
- Cakupan pelayanan kesehatan bayi (29 hari - 11 bulan) dengan persentase terendah di Kota Kediri (73,64%) dan persentase tertinggi di Kabupaten Lamongan (102,90%). Nilai rata-rata variabel 89,15% dengan koefisien variasi 8,05%.
- Cakupan pelayanan kesehatan balita (12-59 bulan) dengan angka terendah di Kabupaten Kediri (47,52%) dan angka tertinggi di Kota Mojokerto (118,03%). Nilai rata-rata variabel 82,97% dengan koefisien variasi 17,77%.

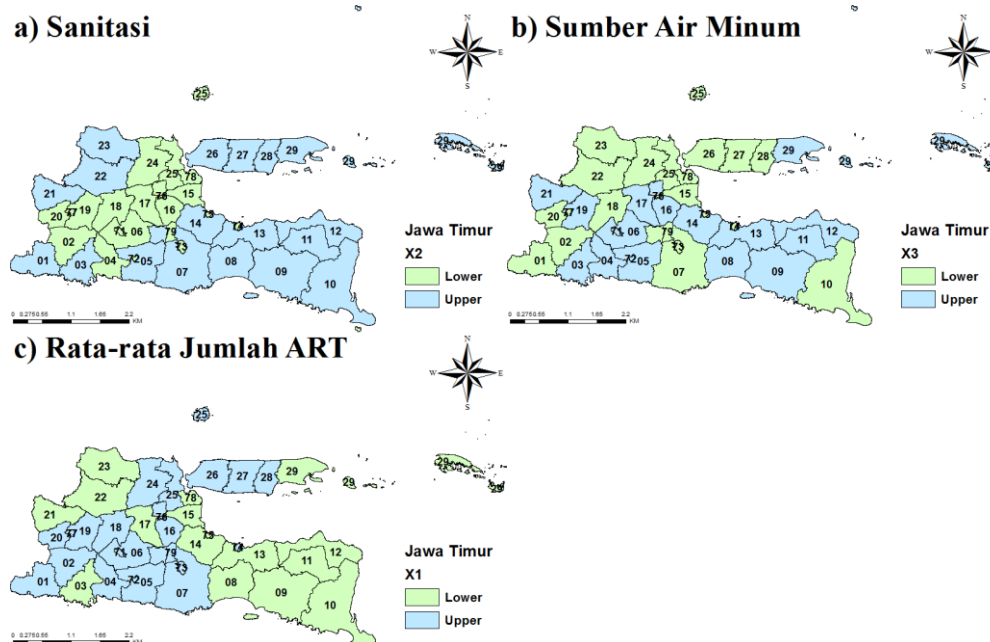


Gambar 4.5 Faktor *stunting* balita terkait dengan fasilitas kesehatan

Gambaran umum penyebab tidak langsung faktor *stunting* yang terkait dengan fasilitas kesehatan antara lain sebagai berikut:

- a) Rasio Puskesmas per 100 ribu penduduk dengan persentase terendah berada pada Kabupaten Sidoarjo (1,27%) dan persentase tertinggi berada pada Kabupaten Pacitan (4,38%). Nilai rata-rata variabel 2,76% dengan koefisien variasi 25,47%.
- b) Rasio Desa yang memiliki kecukupan Posyandu dengan persentase terendah berada pada Kabupaten Gresik (43,88%). Sedangkan persentase tertinggi berada pada Kota Blitar, Kota Malang, Kota Probolinggo, Kota Mojokerto dan Kota Batu (100%). Nilai rata-rata variabel 76,91% dengan koefisien variasi 22,9%.

- c) Rasio Dokter per 100 ribu penduduk dengan persentase terendah berada pada Kabupaten Tulungagung (6,84%) dan persentase tertinggi berada pada Kota Madiun (165,41%). Nilai rata-rata variabel 35,92% dengan koefisien variasi 107,64%.
- d) Rasio Ahli gizi per 100 ribu penduduk dengan persentase terendah berada pada Kabupaten Bangkalan (1,39%) dan persentase tertinggi berada pada Kota Madiun (28,72%). Nilai rata-rata variabel 6,33% dengan koefisien variasi 90,5%.
- e) Rasio Bidan per 100 ribu penduduk dengan persentase terendah berada pada Kabupaten Pasuruan (22,90%) dan persentase tertinggi berada pada Kota Kediri (98,10%). Nilai rata-rata variabel 44,92% dengan koefisien variasi 31,59%.



Gambar 4.6 Faktor *stunting* balita terkait dengan faktor lingkungan

Gambaran umum penyebab tidak langsung faktor *stunting* yang terkait dengan faktor lingkungan antara lain sebagai berikut:

- a) Persentase Ruta balita tanpa sanitasi layak dengan persentase terendah berada pada Kota Surabaya (1,95%) dan persentase tertinggi berada pada Kabupaten Bondowoso (78,30%). Nilai rata-rata variabel 32,26% dengan koefisien variasi 36,68%.

- b) Persentase Ruta balita tanpa sumber air minum bersih dengan persentase terendah berada pada Kota Surabaya (0,00%) dan persentase tertinggi berada pada Kabupaten Situbondo (56,10%). Nilai rata-rata variabel 21,92% dengan koefisien variasi 56,05%.
- c) Rata-rata jumlah ART pada Ruta Balita dengan angka terendah berada pada Kabupaten Situbondo (3,89) dan angka tertinggi berada pada Kabupaten Lamongan (5,11). Nilai rata-rata variabel 4,70% dengan koefisien variasi 5,82%.

4.1.3 Akar Masalah Penyebab *Stunting*

Faktor-faktor *stunting* yang digunakan sebagai variabel penelitian yang merupakan akar masalah antara lain yang terkait dengan Tingkat Kemiskinan dan faktor ibu akan dijabarkan dibawah ini:

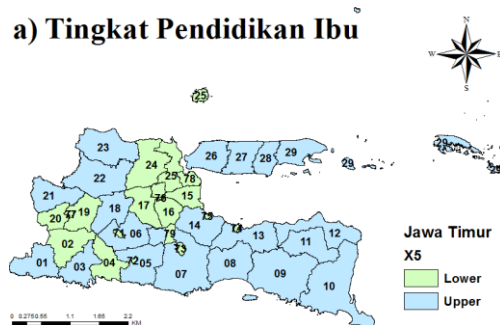
Rata-rata Pengeluaran Ruta



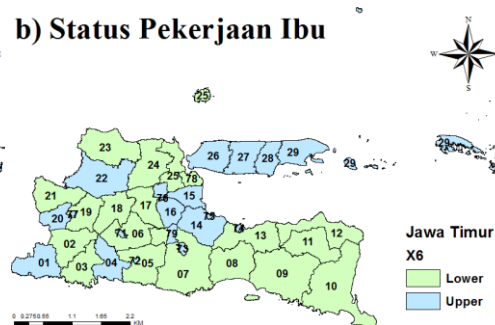
Gambar 4.7. Faktor *stunting* balita terkait dengan tingkat kemiskinan

Gambaran umum akar masalah penyebab *stunting* yang terkait dengan tingkat kemiskinan adalah rata-rata pengeluaran ruta balita dengan angka terkecil berada pada Kabupaten Bondowoso (1,45 juta rupiah) dan angka terbesar berada pada kota Madiun (4,41 juta rupiah). Nilai rata-rata variabel 2,41 juta rupiah dengan koefisien variasi 30,48%.

a) Tingkat Pendidikan Ibu



b) Status Pekerjaan Ibu



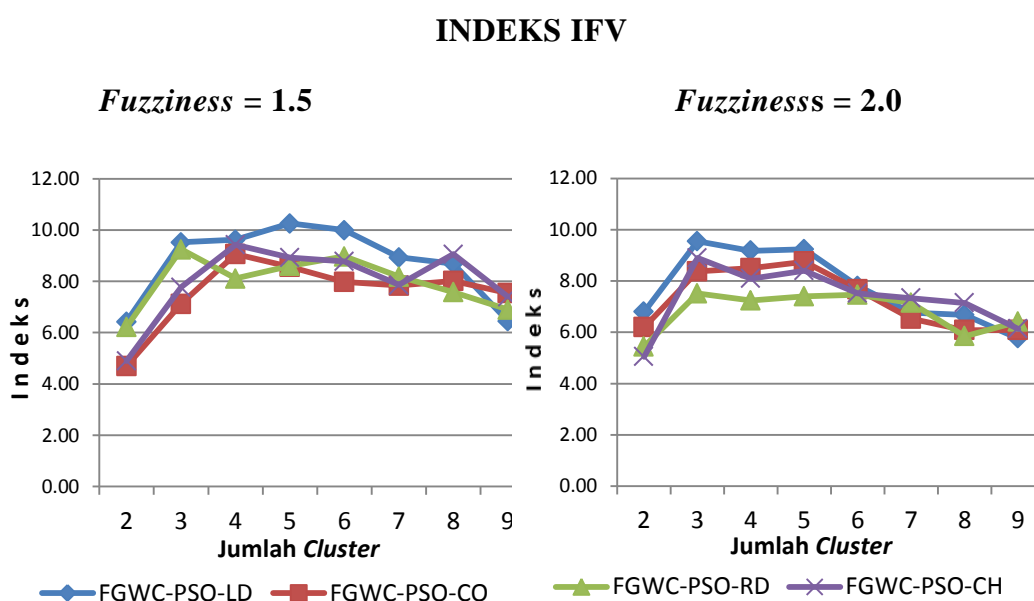
Gambar 4.8. Faktor *stunting* balita terkait dengan faktor ibu

Gambaran umum penyebab tidak langsung faktor *stunting* yang terkait dengan faktor lingkungan antara lain sebagai berikut:

- a) Persentase ibu balita dengan pendidikan < SMA dengan persentase terkecil di kota Madiun (16,70%) dan terbesar di kabupaten Sumenep (82,48%). Nilai rata-rata variabel 57,12% dengan koefisien variasi 29,96%.
- b) Persentase ibu balita yang bekerja dengan persentase terkecil di kabupaten Jember (21,42%) dan terbesar di kabupaten Sampang (65,37%). Nilai rata-rata variabel 41,33% dengan koefisien variasi 23,37%.

4.2. Perbandingan Varian FGWC-PSO

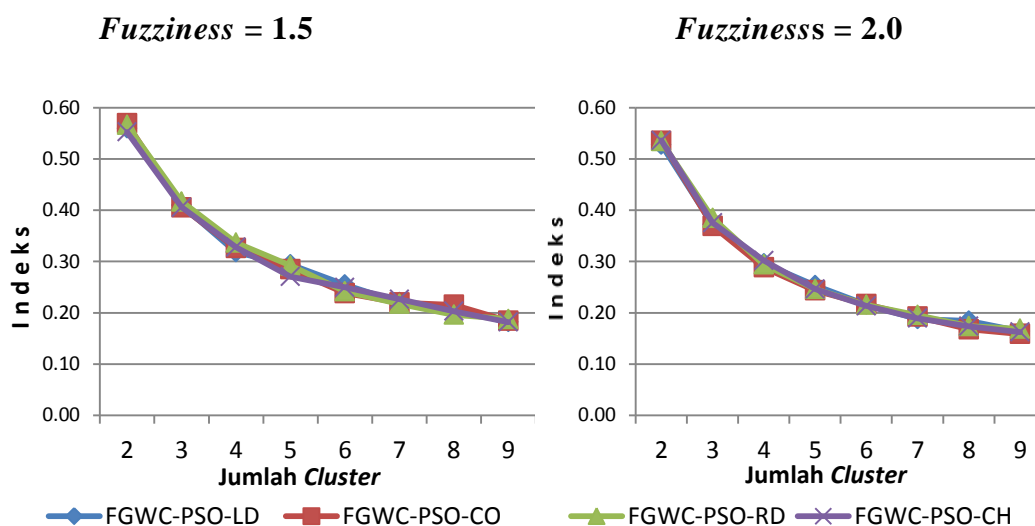
Penghitungan Algoritma FGWC-PSO dilakukan dengan menggunakan 4 varian penimbang inersia yang berbeda, kemudian di evaluasi menggunakan beberapa indeks validitas yang berbeda antara lain IFV, PC, CE, SC, S, dan XB. Untuk memudahkan dalam membandingkannya, maka hasil evaluasi tersebut akan divisualisasikan dalam bentuk diagram garis. Hasil indeks dari algoritma FGWC-PSO-LD ditandai dengan garis berwarna biru, hasil indeks FGWC-PSO-CO ditandai dengan garis berwarna merah, hasil indeks FGWC-PSO-RD ditandai dengan garis berwarna hijau, dan hasil indeks FGWC-PSO-CH ditandai dengan garis berwarna ungu.



Gambar 4.9. Evaluasi FGWC-PSO menggunakan Indeks IFV

Gambar 4.9 merupakan hasil evaluasi 4 jenis algoritma FGWC-PSO dengan menggunakan indeks IFV pada *fuzzinesss* 1,5 dan 2,0. Hasil evaluasi menggunakan indeks IFV diindikasikan dengan semakin besar nilai indeks IFV maka kualitas *clustering* lebih baik, Indeks IFV juga sering digunakan untuk mengukur performa dari *fuzzy clustering* untuk data spasial karena *robust* dan stabil. Berdasarkan hasil penghitungan indeks IFV pada Gambar 4.9 menunjukkan bahwa rata-rata nilai algoritma FGWC-PSO-LD mayoritas memiliki kualitas hasil *cluster* yang lebih baik dibandingkan penimbang inersia lainnya. Semakin meningkatnya jumlah *cluster* terlihat bahwa FGWC-PSO-LD semakin menurun kualitas *cluster*nya namun masih tidak berbeda jauh dengan penimbang inersia lainnya. Hal tersebut dapat terlihat ketika FGWC-PSO-LD dengan *fuzzinesss* 1,5 dapat mempertahankan kualitas *clustering* hingga jumlah *cluster* 7 dan pada jumlah *cluster* berikutnya hasilnya menurun dibawah varian FGWC-PSO lainnya. Selanjutnya pada *fuzzinesss* 2,0 terlihat bahwa FGWC-PSO-LD dapat mempertahankan kualitas *clustering* hingga jumlah *cluster* 5 dan pada jumlah *cluster* berikutnya hasilnya menurun dibawah varian FGWC-PSO lainnya.

INDEKS PC

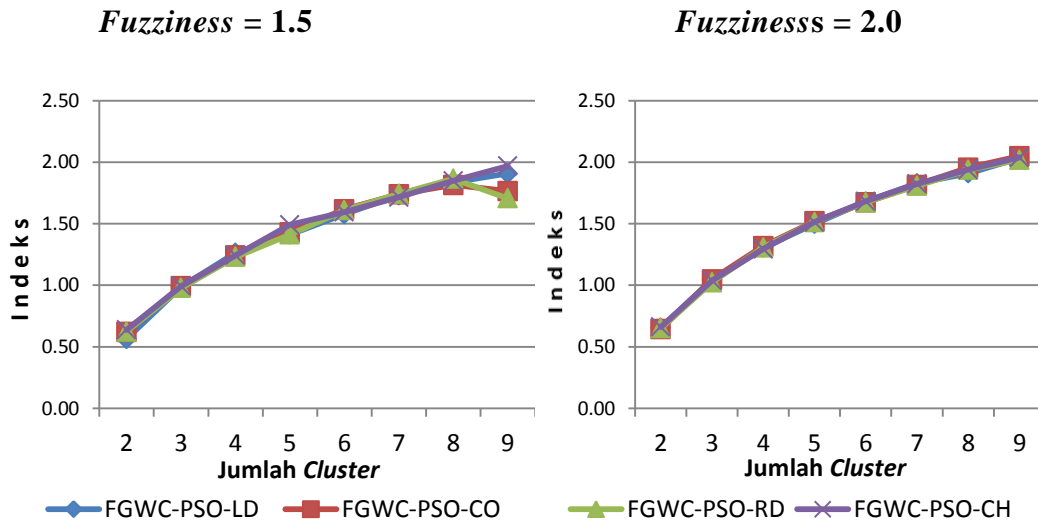


Gambar 4.10. Evaluasi FGWC-PSO menggunakan Indeks PC

Selanjutnya pengukuran performa *clustering* menggunakan indeks PC dilakukan, semakin besar nilai indeks PC mengindikasikan kualitas *clustering* yang lebih baik. Berdasarkan hasil penghitungan indeks PC pada Gambar 4.10 menunjukkan bahwa tidak terdapat perbedaan yang signifikan antar keempat

varian algoritma FGWC-PSO tersebut, hal tersebut terjadi di *fuzziness* 1,5 dan juga *fuzziness* 2,0.

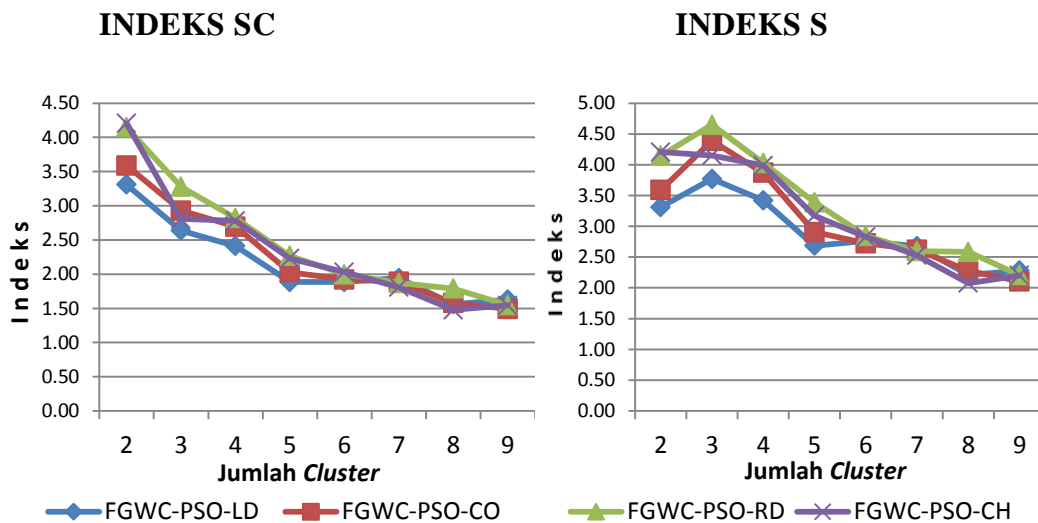
INDEKS CE



Gambar 4.11. Evaluasi FGWC-PSO menggunakan Indeks CE

Pada pengukuran performa *clustering* menggunakan indeks CE dengan menggunakan indikasi bahwa semakin kecil nilai indeks CE maka kualitas *clustering* lebih baik. Berdasarkan hasil penghitungan indeks CE pada Gambar 4.11 menunjukkan bahwa tidak terdapat perbedaan yang signifikan antara keempat varian FGWC-PSO tersebut, baik pada *fuzziness* 1,5 maupun *fuzziness* 2,0.

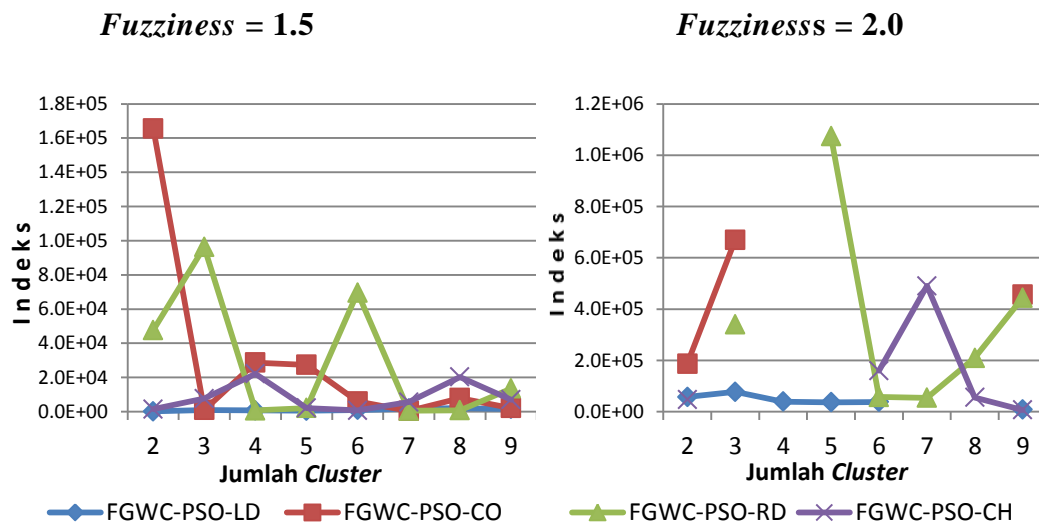
Fuzziness = 2.0



Gambar 4.12. Evaluasi FGWC-PSO menggunakan Indeks SC dan Indeks S

Selanjutnya pengukuran performa *clustering* menggunakan indeks SC dan indeks S dilakukan dengan menggunakan *fuzzinesss* 2,0. Nilai indeks SC dan indeks S yang lebih kecil mengindikasikan kualitas *clustering* yang lebih baik. Berdasarkan hasil penghitungan indeks SC dan indeks S pada Gambar 4.12 menunjukkan pola yang hampir sama, bahwa performa FGWC-PSO-LD menghasilkan *cluster* yang lebih baik mulai dari jumlah *cluster* 2 hingga jumlah *cluster* 5, kemudian pada jumlah *cluster* berikutnya kualitasnya menurun namun tidak berbeda jauh dengan varian FGWC-PSO lainnya.

INDEKS XB



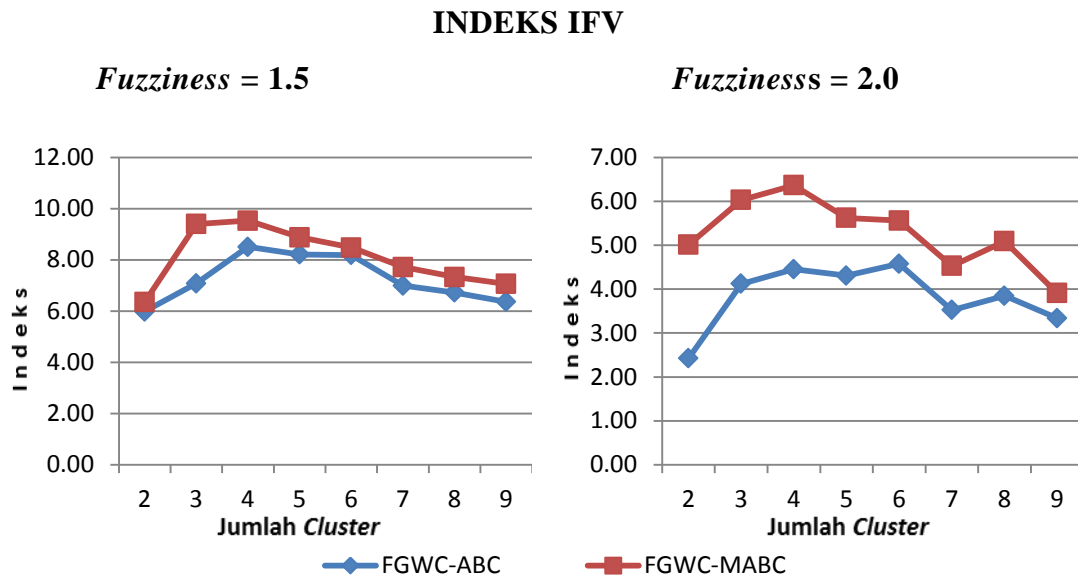
Gambar 4.13. Evaluasi FGWC-PSO menggunakan Indeks XB

Pada pengukuran performa *clustering* menggunakan indeks XB dengan menggunakan indikasi bahwa semakin kecil nilai indeks XB maka kualitas *clustering* lebih baik. Berdasarkan hasil penghitungan indeks XB pada Gambar 4.13 menunjukkan bahwa hasil keempat algoritma FGWC-PSO tidak memberikan hasil yang stabil dengan terlihatnya beberapa nilai yang outlier, namun pada beberapa jumlah *cluster* FGWC-PSO-LD menunjukkan hasil yang lebih baik.

4.3. Perbandingan FGWC-ABC dan FGWC-MABC

Penghitungan Algoritma FGWC-ABC dan FGWC-MABC dilakukan, kemudian di evaluasi menggunakan beberapa indeks validitas yang berbeda antara lain IFV, PC, CE, SC, S, dan XB. Untuk memudahkan dalam

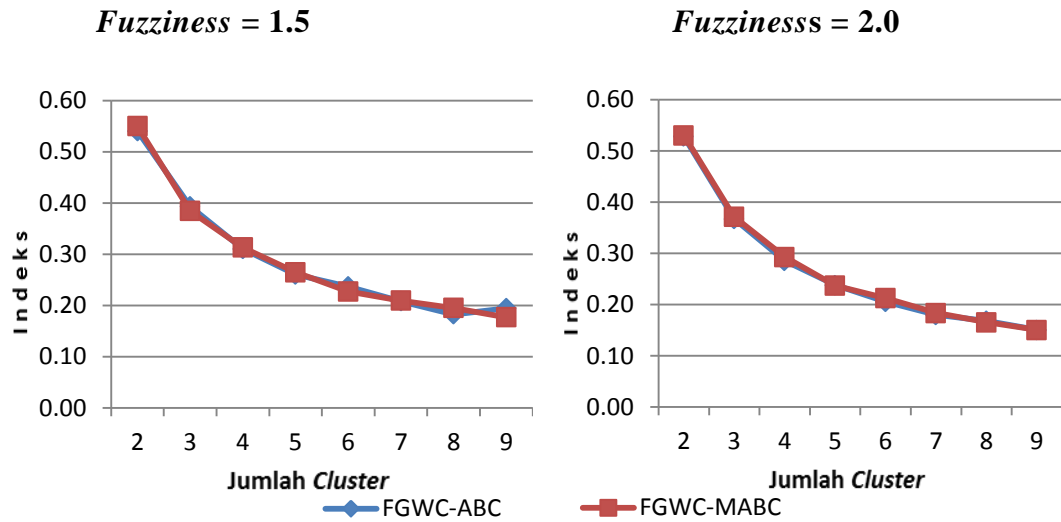
membandingkannya maka hasil evaluasi tersebut akan divisualisasikan dalam bentuk diagram garis. Hasil indeks dari algoritma FGWC-ABC ditandai dengan garis berwarna biru, hasil indeks FGWC-MABC ditandai dengan garis berwarna merah.



Gambar 4.14. Evaluasi FGWC-ABC dan FGWC-MABC menggunakan Indeks IFV

Penghitungan FGWC-ABC dan FGWC-MABC dilakukan menggunakan 20 variabel *stunting* balita dengan menggunakan *fuzziness* 1,5 dan 2,0, semakin besar nilai indeks IFV maka kualitas *clustering* lebih baik. Berdasarkan hasil penghitungan indeks IFV pada Gambar 4.14 menunjukkan bahwa rata-rata nilai algoritma FGWC-MABC mayoritas memiliki kualitas hasil *cluster* yang lebih baik dibandingkan dengan FGWC-ABC. Hal ini dapat dilihat dengan nilai indeks FGWC-MABC yang lebih tinggi dibandingkan nilai indeks FGWC-ABC. Nilai indeks FGWC-MABC tersebut lebih baik di semua jumlah *cluster* dan perbedaan lebih besar terjadi pada *fuzziness* 2,0. Namun pada *fuzziness* 1,5 performa algoritma FGWC_MABC lebih tinggi dibandingkan saat menggunakan *fuzziness* 2,0.

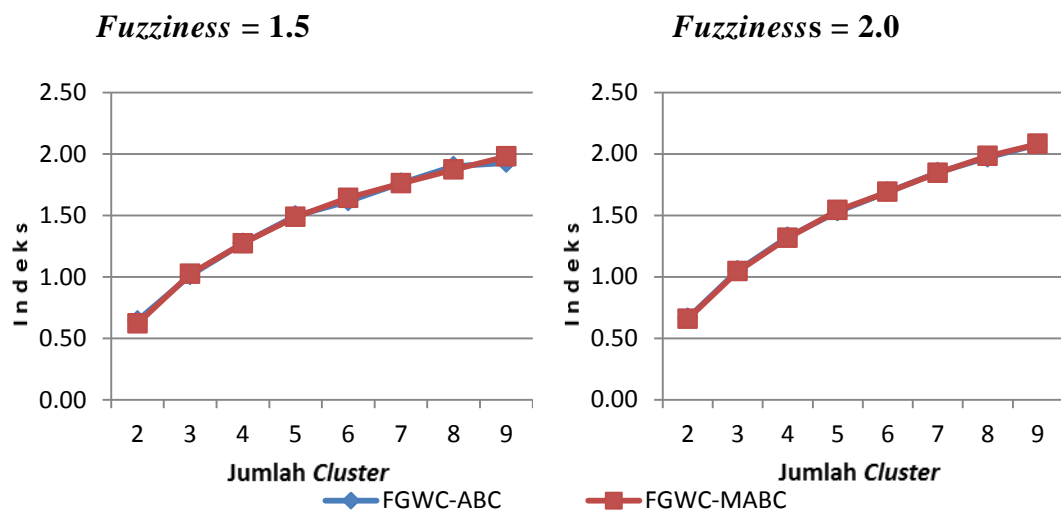
INDEKS PC



Gambar 4.15. Evaluasi FGWC-ABC dan FGWC-MABC menggunakan Indeks PC

Pengukuran performa *clustering* FGWC-ABC dan FGWC-MABC menggunakan indeks PC dilakukan menggunakan *fuzziness* 1,5 dan 2,0. Gambar 4.15 merupakan hasil penghitungan indeks PC menggunakan indikasi nilai indeks PC yang lebih tinggi maka kualitas *clustering* lebih baik. Pada *fuzziness* 1,5 dan 2,0 nilai indeks PC dari FGWC-MABC sama-sama unggul di 5 jumlah *cluster* dan FGWC-ABC unggul di 3 jumlah *cluster*. Selisih nilai yang sangat kecil antara kedua algoritma tersebut menyebabkan tidak terlihat perbedaan yang signifikan pada gambar diatas.

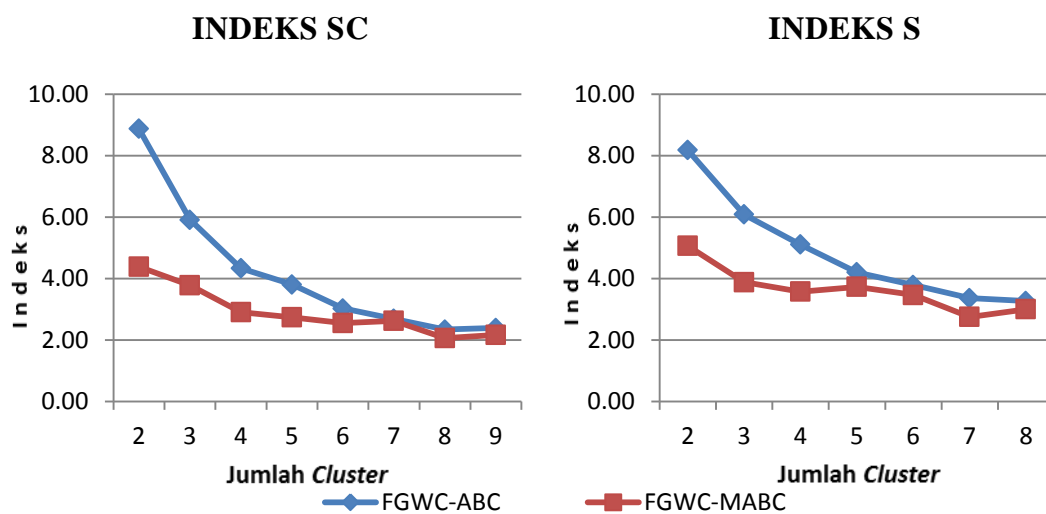
INDEKS CE



Gambar 4.16 Evaluasi FGWC-ABC dan FGWC-MABC menggunakan Indeks CE

Pengukuran performa *clustering* FGWC-ABC dan FGWC-MABC dilakukan dengan menggunakan *fuzziness* 1,5 dan 2,0. Gambar 4.16 merupakan hasil perhitungan indeks CE dengan menggunakan indikasi bahwa semakin kecil nilai indeks CE maka kualitas *clustering* lebih baik. Pada *fuzziness* 1,5 FGWC-MABC unggul di 5 jumlah *cluster*, sedangkan di *fuzziness* 2,0 FGWC-MABC hanya unggul di 3 jumlah *cluster*. Selisih nilai yang tidak terlalu besar menyebabkan tidak terlihat perbedaan yang signifikan pada gambar diatas.

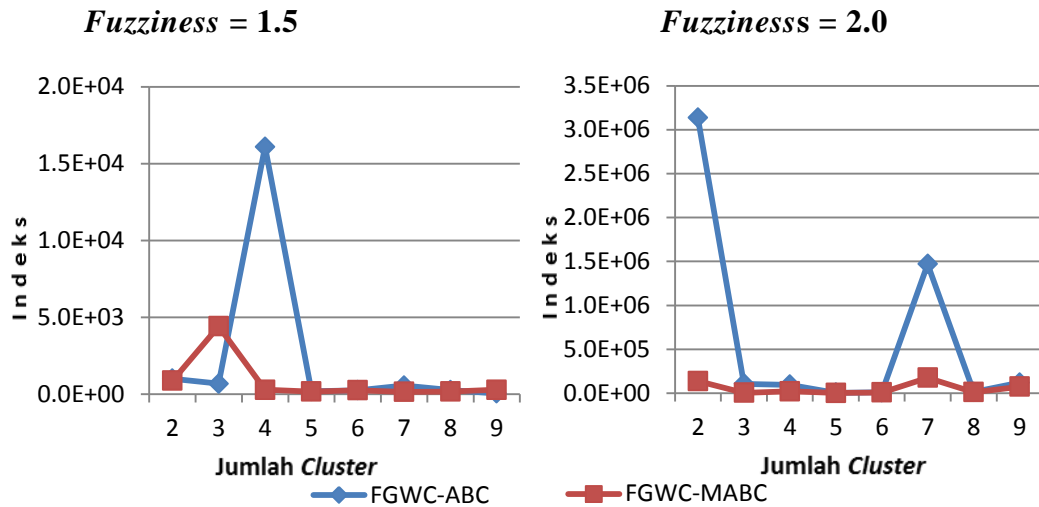
Fuzzinesss = 2.0



Gambar 4.17. Evaluasi FGWC-ABC dan FGWC-MABC menggunakan Indeks SC dan indeks S

Pada pengukuran performa *clustering* FGWC-ABC dan FGWC-MABC menggunakan indeks SC dan indeks S dilakukan dengan menggunakan *fuzzinesss* 2,0. Nilai indeks SC dan indeks S yang lebih kecil mengindikasikan kualitas *clustering* yang lebih baik. Berdasarkan hasil penghitungan indeks SC dan indeks S pada Gambar 4.17 menunjukkan pola yang hampir sama, bahwa performa FGWC-MABC menghasilkan *cluster* yang lebih baik dibandingkan dengan FGWC-ABC secara keseluruhan. Pada gambar diatas terlihat bahwa perbedaan yang signifikan terjadi pada jumlah *cluster* kecil, dan semakin besar jumlah *cluster* maka perbedaan performa *clustering* antara kedua algoritma tersebut semakin kecil.

INDEKS XB



Gambar 4.18. Evaluasi FGWC-ABC dan FGWC-MABC menggunakan Indeks XB

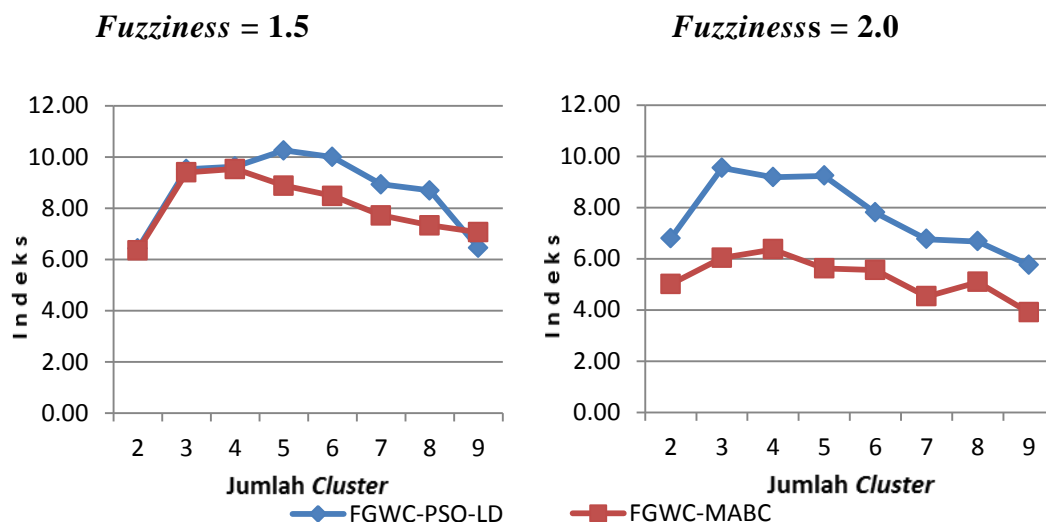
Pada pengukuran performa *clustering* FGWC-ABC dan FGWC-MABC menggunakan indeks XB dengan menggunakan indikasi bahwa semakin kecil nilai indeks XB maka kualitas *clustering* lebih baik. Berdasarkan hasil penghitungan indeks XB pada Gambar 4.18 menunjukkan bahwa FGWC-MABC lebih baik dibandingkan dengan FGWC-ABC. Pada *fuzziness* 1,5 FGWC-MABC unggul di 5 jumlah *cluster* dengan jumlah *cluster* lainnya tidak berbeda jauh, sedangkan di *fuzziness* 2,0 FGWC-MABC unggul di semua jumlah *cluster* dengan perbedaan yang sangat signifikan.

4.4. Perbandingan FGWC-PSO-LD dan FGWC-MABC

Setelah melakukan penghitungan dan evaluasi secara parsial antara FGWC-PSO dengan 4 varian penimbang inersianya diperoleh hasil terbaik yaitu FGWC-PSO-LD, sedangkan penghitungan dan evaluasi antara FGWC-ABC dan FGWC-MABC diperoleh hasil terbaik yaitu FGWC-MABC. Selanjutnya pada sub bab ini akan dibandingkan evaluasi algoritma FGWC-PSO-LD dan FGWC-MABC dengan parameter yang sama seperti sebelumnya. Hasil indeks dari algoritma FGWC-PSO-LD ditandai dengan

garis berwarna biru, sedangkan hasil indeks FGWC-MABC ditandai dengan garis berwarna merah.

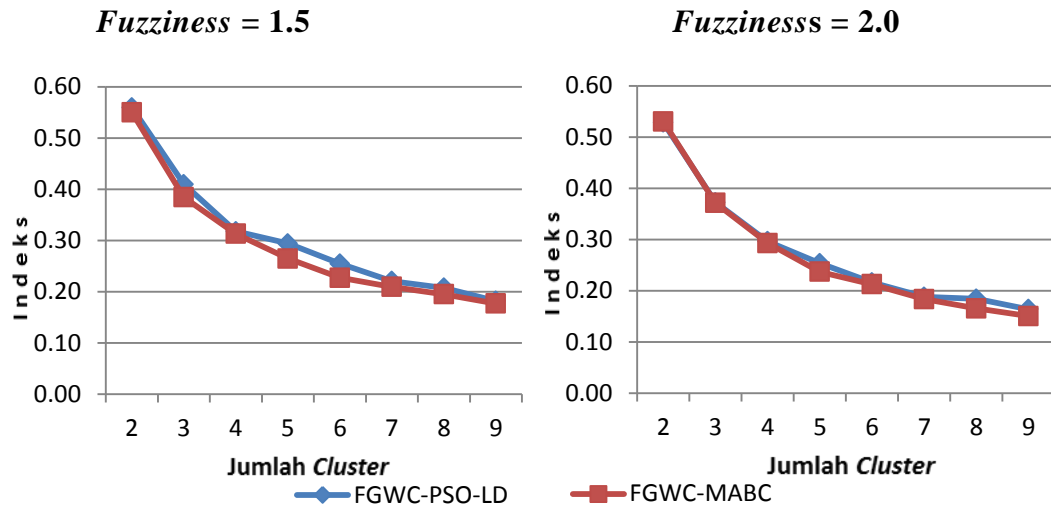
INDEKS IFV



Gambar 4.19. Evaluasi FGWC-PSO-LD dan FGWC-MABC menggunakan Indeks IFV

Pengukuran performa algoritma FGWC-PSO-LD dan FGWC-MABC dilakukan menggunakan 20 variabel *stunting* balita serta menggunakan *fuzziness* 1.5 dan 2.0. Semakin besar nilai indeks IFV mengindikasikan kualitas *clustering* yang lebih baik. Berdasarkan hasil penghitungan indeks IFV pada Gambar 4.19 menunjukkan bahwa pada *fuzziness* 1,5 terlihat performa FGWC-PSO-LD dan FGWC-MABC hampir sama performanya pada jumlah *cluster* 2 hingga jumlah *cluster* 4. Selanjutnya pada jumlah *cluster* 5 hingga jumlah *cluster* 8 performa FGWC-PSO-LD lebih unggul, namun pada jumlah *cluster* 9 performa FGWC-MABC lebih baik dibandingkan FGWC-PSO-LD. Pada Fuzziness 2,0 menunjukkan performa FGWC-PSO-LD jauh lebih unggul dibandingkan FGWC-MABC dengan perbedaan yang cukup signifikan, hal tersebut terjadi di semua jumlah *cluster*. Jika dibandingkan antara kedua *fuzziness* yang digunakan, maka FGWC-PSO-LD dan FGWC-MABC memiliki nilai yang lebih tinggi pada saat menggunakan *fuzziness* 1,5.

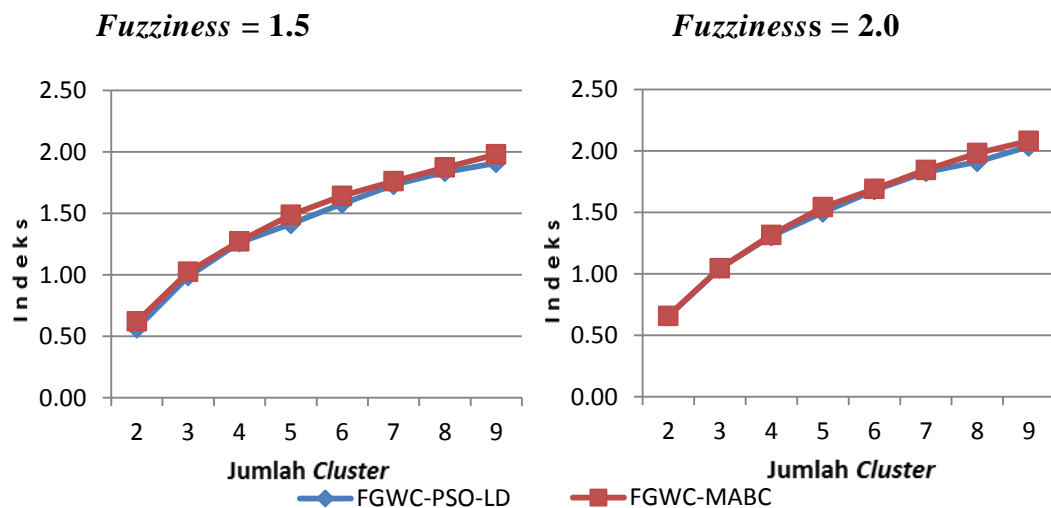
INDEKS PC



Gambar 4.20. Evaluasi FGWC-PSO-LD dan FGWC-MABC menggunakan Indeks PC

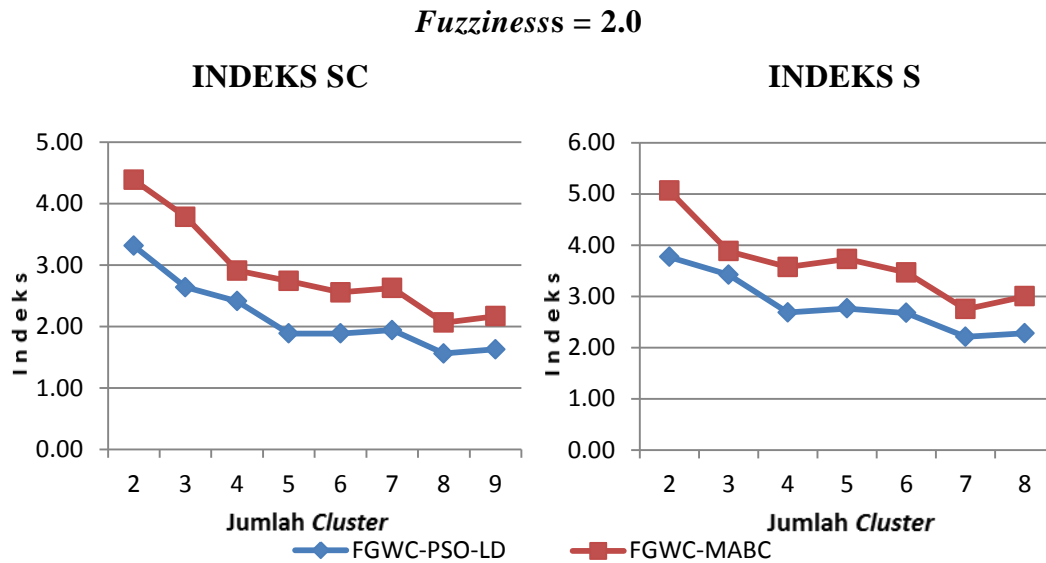
Pada pengukuran performa *clustering* FGWC-PSO-LD dan FGWC-MABC menggunakan indeks PC dengan menggunakan *fuzziness* 1,5 dan 2,0, dengan indikasi bahwa semakin besar nilai indeks PC maka kualitas *clustering* lebih baik. Berdasarkan hasil penghitungan indeks PC pada Gambar 4.20 menunjukkan bahwa FGWC-PSO-LD memiliki kualitas *cluster* yang lebih baik dibanding dengan FGWC-MABC, namun perbedaannya tidak terlalu signifikan.

INDEKS CE



Gambar 4.21. Evaluasi FGWC-PSO-LD dan FGWC-MABC menggunakan Indeks CE

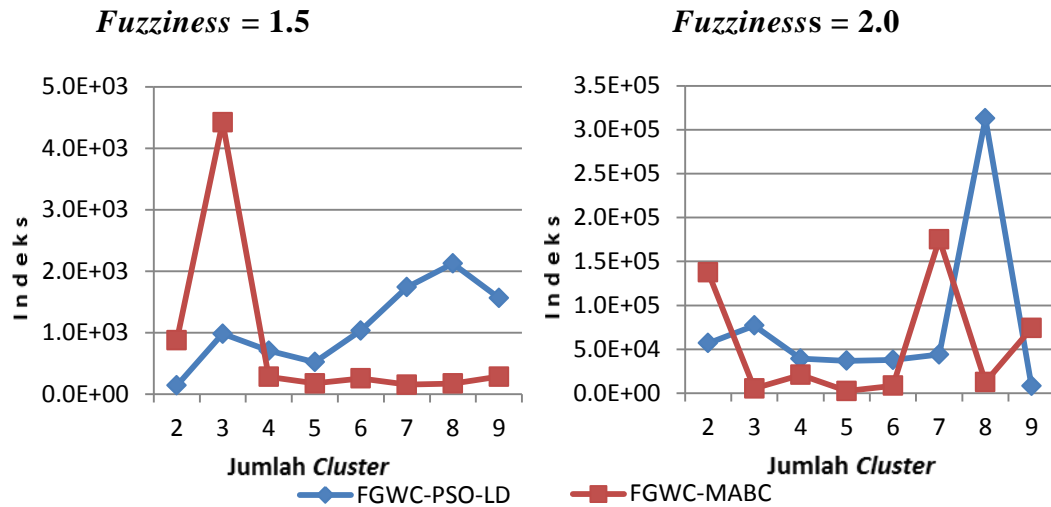
Pada pengukuran performa *clustering* FGWC-PSO-LD dan FGWC-MABC menggunakan indeks CE dengan menggunakan indikasi bahwa semakin kecil nilai indeks CE maka kualitas *clustering* lebih baik. Berdasarkan hasil penghitungan indeks CE pada Gambar 4.21 menunjukkan bahwa FGWC-PSO-LD lebih baik dibandingkan dengan FGWC-MABC walau perbedaannya tidak terlalu signifikan.



Gambar 4.22. Evaluasi FGWC-PSO-LD dan FGWC-MABC menggunakan Indeks SC dan indeks S

Pada pengukuran performa *clustering* FGWC-PSO-LD dan FGWC-MABC menggunakan indeks SC dan indeks S dilakukan dengan menggunakan *fuzzinesss* 2,0. Nilai indeks SC dan indeks S yang lebih kecil mengindikasikan kualitas *clustering* yang lebih baik. Berdasarkan hasil penghitungan indeks SC dan indeks S pada Gambar 4.22 menunjukkan pola yang hampir sama pada *fuzzinesss* 1,5 dan *fuzzinesss* 2,0. Performa FGWC-PSO-LD menghasilkan hasil *clustering* yang lebih baik dibandingkan dengan FGWC-MABC secara keseluruhan.

INDEKS XB



Gambar 4.23. Evaluasi FGWC-PSO-LD dan FGWC-MABC menggunakan Indeks XB

Pada pengukuran performa *clustering* FGWC-PSO-LD dan FGWC-MABC menggunakan indeks XB dengan indikasi bahwa semakin kecil nilai indeks XB maka kualitas *clustering* lebih baik. Berdasarkan hasil penghitungan indeks XB pada Gambar 4.23 menunjukkan bahwa FGWC-MABC lebih baik dibandingkan dengan FGWC-PSO-LD dengan perbedaan yang cukup signifikan. Namun pada beberapa jumlah cluster masih terlihat nilai indeks XB yang tidak stabil.

4.5. Karakteristik Cluster pada Faktor Stunting Balita

Berdasarkan perbandingan FGWC-PSO-LD dan FGWC-MABC pada subbab 4.4 dengan menggunakan 6 indeks validitas diperoleh hasil bahwa FGWC-PSO-LD memiliki kualitas hasil *clustering* yang lebih baik secara keseluruhan. Selanjutnya pada penelitian ini akan dilihat karakteristik *cluster* yang terbentuk dengan menggunakan algoritma FGWC-PSO-LD. Penghitungan akan di ujicobakan pada *clustering* FGWC-PSO-LD dengan jumlah *cluster* 2 dan 3. Sebelumnya dilakukan perbandingan penggunaan *fuzziness* yang optimum yang akan dipakai sebagai parameter pada algoritma FGWC-PSO-LD. Karakteristik cluster pada faktor

stunting balita akan dijabarkan menggunakan rata-rata variabel faktor *stunting* balita, jumlah anggota cluster, visualisasi peta *cluster*, dan statistik deskriptip prevalansi *stunting* balita pada tiap jumlah *cluster*.

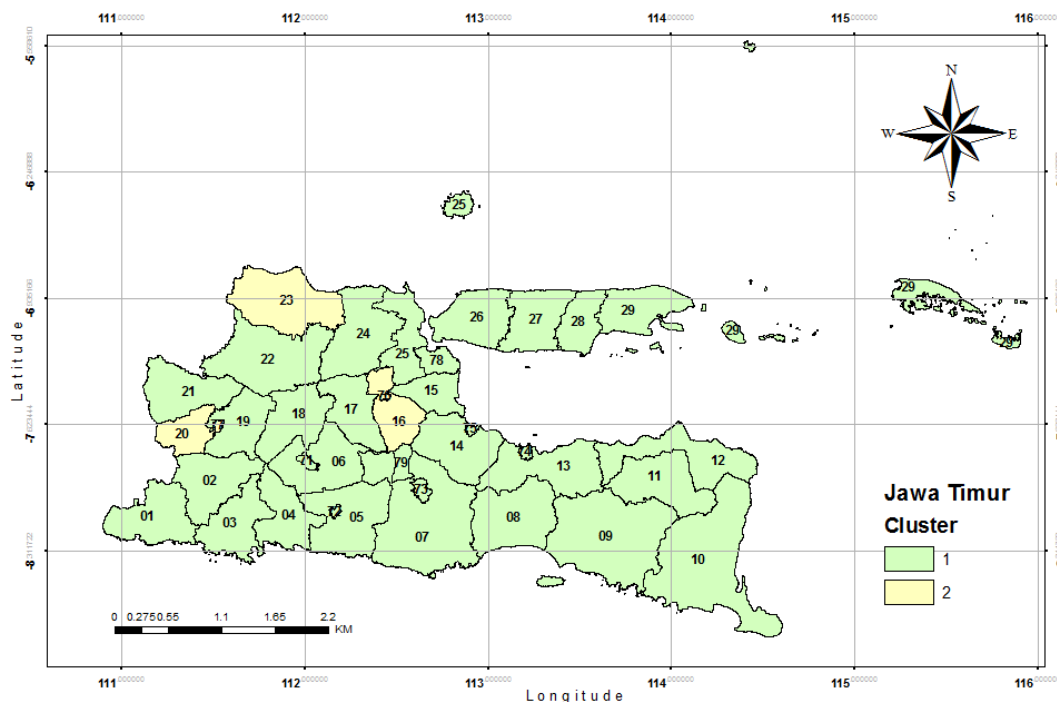
4.5.1 Karakteristik hasil *clustering* pada jumlah *cluster* 2

Tabel 4.2. Evaluasi hasil *clustering* FGWC-PSO-LD pada jumlah *cluster* 2

c	m	PC	CE	S	SC	XB	IFV
2	1,5	0.559274	0.563709	0.977848	0.977848	1429.882	6.426344
	2	0.537556	0.654363	3.311434	3.311434	6753.514	6.794693
	2,5	0.535632	0.656446	0.71598	0.71598	3682.915	9.757522
	3	0.731327	0.410194	0.09192	0.09192	216.7621	271.6106
	3,5	0.518031	0.674722	0.295254	0.295254	1792.103	18.12274

Sumber: Hasil pengolahan

Berdasarkan Tabel 4.2 diatas dapat dilihat bahwa dengan jumlah *cluster* 2, nilai 6 indeks diatas menghasilkan *cluster* yang maksimum saat *fuzzinesss* bernilai 3. Selisih nilai indeks yang sangat signifikan terjadi pada indeks IFV, hal ini terjadi karena indeks IFV merupakan indeks untuk mengukur kualitas fuzzy *clustering* dengan data spasial dan merupakan indeks yang paling robust dan stabil.



Gambar 4.24. Visualisasi hasil *clustering* FGWC-PSO-LD pada jumlah *cluster* 2

Distribusi peta hasil *clustering* menggunakan FGWC-PSO-LD dengan jumlah *cluster* 2 dan *fuzziness* 3 di ilustrasikan pada Gambar 4.24, dengan peta berwarna hijau menunjukkan kabupaten/kota yang masuk ke dalam *cluster* 1 dan berwarna kuning menunjukkan kabupaten/kota yang masuk ke dalam *cluster* 2. Hasil lebih lengkap ilustrasi peta diatas dapat dilihat di Tabel 4.3 dibawah ini:

Tabel 4.3. Hasil *clustering* FGWC-PSO-LD pada jumlah *cluster* 2

<i>Cluster 1</i>			<i>Cluster 2</i>
Pacitan	Situbondo	Bangkalan	Mojokerto
Ponorogo	Probolinggo	Sampang	Magetan
Trenggalek	Pasuruan	Pamekasan	Tuban
Tulungagung	Sidoarjo	Sumenep	Kota Mojokerto
Blitar	Jombang	Kota Kediri	Kota Madiun
Kediri	Nganjuk	Kota Blitar	
Malang	Madiun	Kota Malang	
Lumajang	Ngawi	Kota Probolinggo	
Jember	Bojonegoro	Kota Pasuruan	
Banyuwangi	Lamongan	Kota Surabaya	
Bondowoso	Gresik	Kota Batu	

Sumber: Hasil pengolahan

Berdasarkan Tabel 4.3 dapat dilihat bahwa jumlah kabupaten/kota yang masuk kedalam *cluster* 2 lebih banyak dibanding dengan *cluster* 1, dengan *cluster* 1 beranggotakan 33 kabupaten/kota dan *cluster* 2 beranggotakan 5 kabupaten/kota.

Tabel 4.4. Rata-rata variabel hasil *clustering* pada jumlah *cluster* 2

<i>CLUSTER</i>	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10
1	4.67	34.55	22.49	16.48	59.21	40.44	2.32	17.95	47.54	11.29
2	4.85	17.17	18.10	16.77	43.31	47.17	3.00	17.85	42.32	6.54
JATIM	4.7	32.26	21.92	16.52	57.12	41.33	2.41	17.94	46.85	10.66
<i>CLUSTER</i>	X11	X12	X13	X14	X15	X16	X17	X18	X19	X20
1	59.30	18.35	2.68	31.78	5.42	44.69	77.51	3.41	89.26	79.60
2	74.91	15.00	3.29	63.29	12.35	46.42	73.00	5.10	88.44	105.2
JATIM	61.36	17.91	2.76	35.92	6.33	44.92	76.91	3.63	89.15	82.97

Sumber: Hasil pengolahan

Pada Tabel 4.4 dapat dilihat rata-rata variabel kelompok untuk jumlah *cluster* 2, dengan indikasi jika variabel X1, X2, X3, X5, X6, X9, X10, X12 dan X18 bernilai semakin besar maka akan menyebabkan prevalensi *stunting* pada balita meningkat, dan sebaliknya jika nilainya semakin kecil maka akan menyebabkan prevalensi *stunting* balita akan menurun. Sedangkan jika pada variabel X4, X7, X8, X11, X13, X14, X15, X16, X17, X19 dan X20 bernilai semakin kecil maka akan menyebabkan prevalensi *stunting* pada balita meningkat, dan sebaliknya jika nilainya membesar maka akan menyebabkan prevalensi *stunting* pada balita menurun.

Berdasarkan pada Tabel 4.4 diatas terlihat bahwa pada rata-rata variabel pada *cluster* 1 terdapat 14 variabel yang bernilai tinggi mempengaruhi prevalensi *stunting* balita. Sedangkan pada *cluster* 2 terdapat 6 variabel yang bernilai tinggi mempengaruhi prevalensi *stunting* balita. Berdasarkan uraian diatas dapat disimpulkan bahwa daerah dengan potensi prevalensi *stunting* balita tertinggi terdapat pada *cluster* 1. Oleh karena itu kebijakan terkait dengan pengentasan prevalensi *stunting* balita dapat lebih difokuskan pada *cluster* 1, terutama pada faktor-faktor yang paling tinggi mempengaruhi *stunting* balita. Selanjutnya rata-rata prevalensi *stunting* balita tiap *cluster* dapat dilihat pada tabel 4.5 dibawah ini:

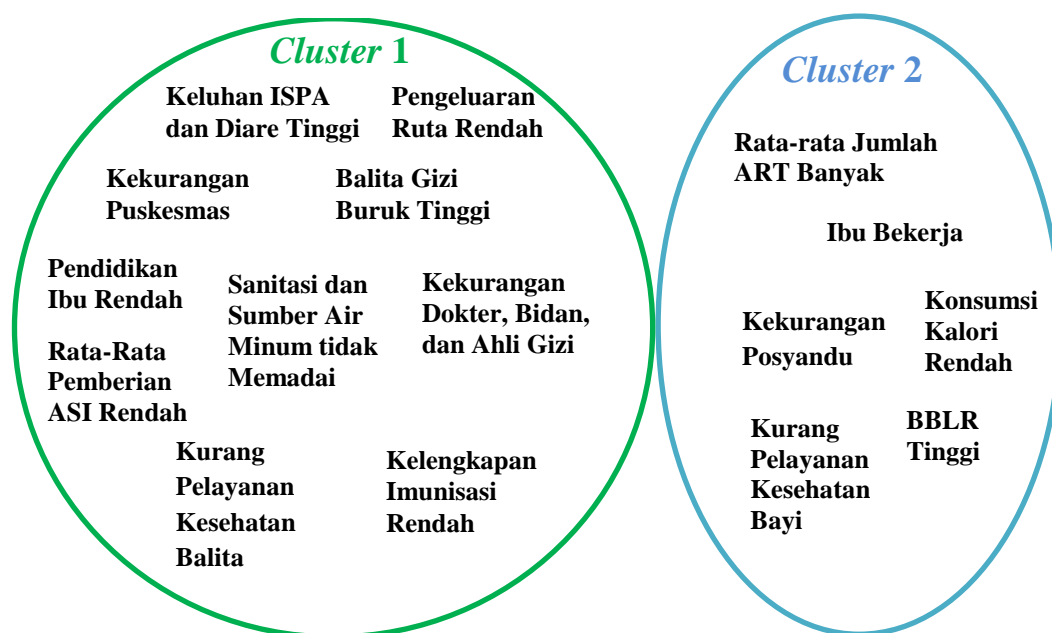
Tabel 4.5. Statistik Deskriptif Prevalensi *Stunting* Balita pada jumlah *cluster* 2

<i>Cluster</i>	Min	Max	Rata-rata	Simpangan Baku
1	22,70	56,38	36,51	8,17
2	30,21	37,65	32,95	3,00
Jatim	22,7	56,38	36,04	7,76

Sumber: Hasil pengolahan

Berdasarkan tabel 4.5 terlihat bahwa *cluster* 2 memiliki nilai rata-rata prevalensi *stunting* balita terendah dan juga kesenjangan prevalansi *stunting* balita yang relatif rendah dibanding *cluster* 2, dengan nilai rata-rata 32,95% dan simpangan baku 3,00. Pada *cluster* 1 memiliki nilai rata-rata prevalansi *stunting* balita tertinggi dan juga kesenjangan prevalansi *stunting* balita yang relatif tinggi, dengan nilai rata-rata 36,51% dan simpangan baku 8,17. Kesenjangan prevalansi *stunting* balita yang relatif rendah pada *cluster* 1 dapat juga terlihat dengan adanya

nilai paling minimum dan nilai paling maksimum yang terdapat pada *cluster 1*. Terkait pencapaian target prevalensi stunting balita untuk tahun 2015 sebesar 32,9%, maka *cluster 1* sudah hampir memenuhi target tersebut, dengan selisih sebesar 0,05%. Selanjutnya permasalahan stunting balita pada masing-masing cluster dapat dilihat pada Gambar 4.25 dibawah ini.



Gambar 4.25. Diagram Venn Permasalahan *Stunting* Balita pada Jumlah *Cluster 2*

Pada Gambar 4.25 terlihat bahwa masing-masing cluster mempunyai permasalahan stunting balita yang berbeda. Setiap permasalahan stunting balita hanya dimiliki satu cluster dan tidak ada irisan, karena dalam satu variabel hanya terdapat satu cluster yang berada diatas angka rata-rata provinsi, atau sebaliknya hanya terdapat satu cluster yang berada dibawah angka rata-rata provinsi.

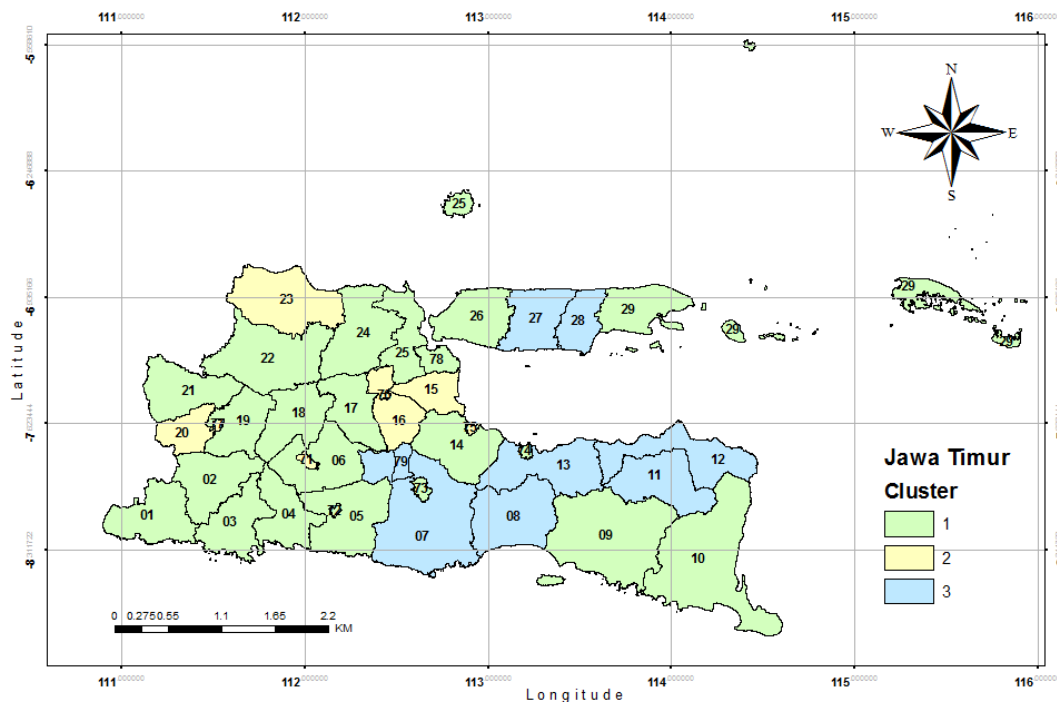
4.5.2 Karakteristik hasil *clustering* pada jumlah *cluster 3*

Tabel 4.6. Evaluasi hasil *clustering* FGWC-PSO-LD pada jumlah *cluster 3*

c	m	PC	CE	S	SC	XB	IFV
3	1,5	0.409583	0.987713	1.09737	1.966191	982.0074	9.523235
	2	0.372128	1.043044	2.63734	3.768951	76927.99	9.544942
	2,5	0.364819	1.052365	1.484345	2.076661	3372.053	17.5048
	3	0.558646	0.707238	0.003119	0.003801	85.05918	614.9699
	3,5	0.353075	1.070033	1.304301	2.003486	7374.083	21.02112

Sumber: Hasil pengolahan

Berdasarkan Tabel 4.6 diatas dapat dilihat bahwa dengan jumlah *cluster* 3, semua indeks menghasilkan *cluster* yang optimal saat *fuzzinesss* bernilai 3. Selisih nilai indeks yang sangat signifikan terjadi pada indeks IFV, indeks S dan indeks SC. Pada *fuzzinesss* 3 terlihat indeks IFV nilainya mencapai 4 digit sedangkan pada *fuzzinesss* lainnya hanya 2 digit kebawah. Seperti halnya dengan indeks IFV, pada *fuzzinesss* 3 terlihat bahwa indeks S dan indeks SC berbeda 4 digit namun dengan arah sebaliknya. oleh karena itu *fuzzinesss* 3 akan digunakan untuk penghitungan FGWC-PSO-LD pada jumlah *cluster* 3. Selanjutnya visualisasi hasil *clustering* dengan menggunakan jumlah *cluster* 3 dapat dilihat pada gambar 4.26 dibawah ini.



Gambar 4.26. Visualisasi hasil *clustering* FGWC-PSO-LD pada jumlah *cluster* 3

Distribusi peta hasil *clustering* menggunakan FGWC-PSO-LD dengan jumlah *cluster* 3 dan *fuzzinesss* 3 di ilustrasikan pada Gambar 4.26, dengan area berwarna hijau menunjukkan kabupaten/kota yang masuk ke dalam *cluster* 1, area berwarna kuning menunjukkan kabupaten/kota yang masuk ke dalam *cluster* 2, dan area berwarna biru menunjukkan kabupaten/kota yang masuk kedalam *cluster* 3. Hasil lebih lengkap ilustrasi peta diatas dapat dilihat di Tabel 4.7 dibawah ini:

Tabel 4.7. Hasil *clustering* FGWC-PSO-LD pada jumlah *cluster* 3

<i>Cluster 1</i>		<i>Cluster 2</i>	<i>Cluster 3</i>
Pacitan	Ngawi	Sidoarjo	Sampang
Ponorogo	Lamongan	Mojokerto	Pamekasan
Trenggalek	Gresik	Magetan	Probolinggo
Tulungagung	Bangkalan	Tuban	Kota Batu
Blitar	Sumenep	Kota Kediri	Malang
Kediri	Kota Blitar	Kota Pasuruan	Lumajang
Jember	Kota Malang	Kota Mojokerto	Bondowoso
Banyuwangi	Kota Surabaya	Kota Madiun	Situbondo
Pasuruan	Kota Probolinggo		
Jombang	Madiun		
Nganjuk	Bojonegoro		

Sumber: Hasil pengolahan

Berdasarkan Tabel 4.7 dapat dilihat bahwa jumlah kabupaten/kota yang masuk kedalam *cluster* 1 lebih banyak dibanding dengan *cluster* 2 dan *cluster* 3, dengan *cluster* 1 beranggotakan 22 kabupaten/kota dan *cluster* 2 beranggotakan 8 kabupaten/kota dan *cluster* 3 beranggotakan 8 kabupaten/kota.

Tabel 4.8. Rata-rata variabel hasil *clustering* pada jumlah *cluster* 3

<i>CLUSTER</i>	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10
1	4.70	32.11	21.95	16.81	57.99	39.88	2.34	18.06	47.51	9.76
2	4.79	14.84	19.76	16.48	40.53	47.86	3.08	18.08	43.95	8.24
3	4.58	50.12	23.97	15.76	71.32	38.78	1.92	17.44	47.93	15.57
JATIM	4.70	32.26	21.92	16.52	57.12	41.33	2.41	17.94	46.85	10.66
<i>CLUSTER</i>	X11	X12	X13	X14	X15	X16	X17	X18	X19	X20
1	60.55	17.63	2.71	27.88	5.22	44.84	74.97	3.18	89.13	73.53
2	70.97	14.92	3.14	72.43	11.53	53.59	77.31	4.24	87.48	101.99
3	53.98	21.67	2.51	21.55	4.20	36.46	81.88	4.27	90.88	89.92
JATIM	61.36	17.91	2.76	35.92	6.33	44.92	76.91	3.63	89.15	82.97

Sumber: Hasil pengolahan

Berdasarkan pada Tabel 4.8 diatas terlihat bahwa pada rata-rata variabel pada *cluster* 1 terdapat 2 variabel yang bernilai tinggi mempengaruhi prevalensi *stunting* balita. Sedangkan pada *cluster* 2 terdapat 3 variabel yang bernilai tinggi mempengaruhi prevalensi *stunting* balita. Selanjutnya pada *cluster* 3 terdapat 15 variabel yang bernilai tinggi mempengaruhi prevalensi *stunting* balita. Berdasarkan uraian diatas dapat disimpulkan bahwa daerah dengan potensi

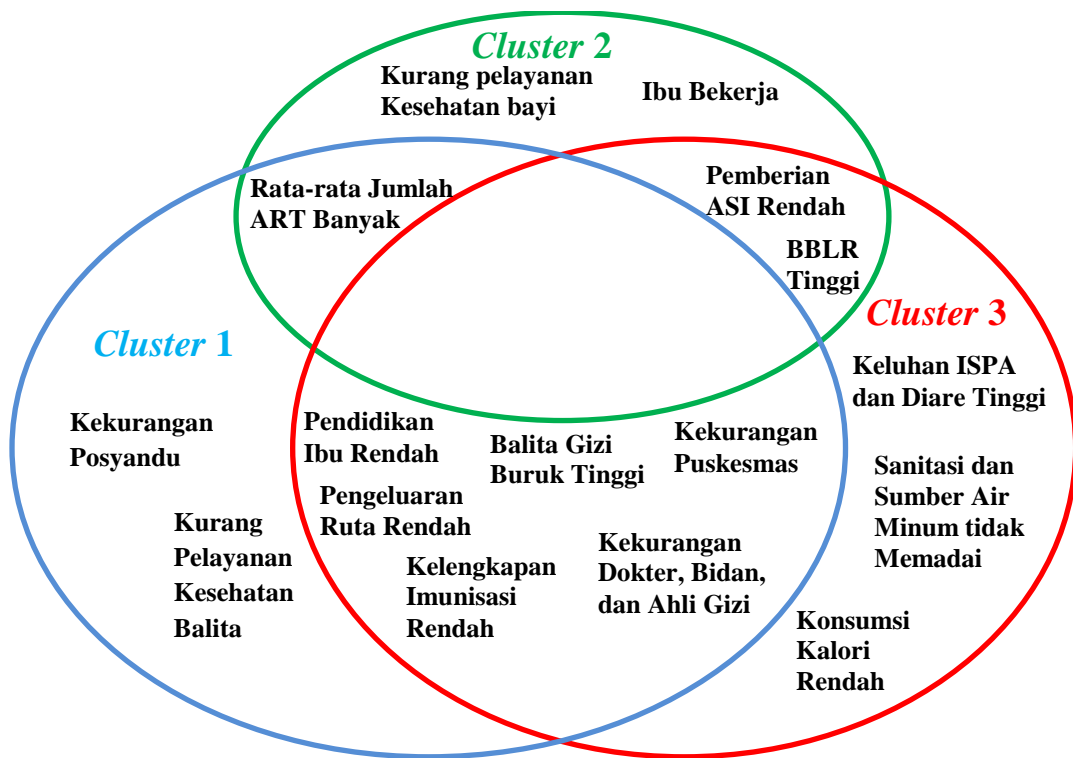
prevalensi *stunting* balita tertinggi terdapat pada *cluster* 3. Oleh karena itu kebijakan terkait dengan pengentasan prevalensi *stunting* balita dapat lebih difokuskan pada *cluster* 3, terutama pada faktor-faktor yang paling tinggi mempengaruhi *stunting* balita. Selanjutnya rata-rata prevalensi *stunting* balita tiap *cluster* dapat dilihat pada tabel 4.9 dibawah ini:

Tabel 4.9. Statistik Deskriptif Prevalensi *Stunting* Balita pada jumlah *cluster* 3

Cluster	Min	Max	Rata-rata	Simpangan Baku
1	22,70	52,44	35,31	7,69
2	29,97	37,65	32,50	2,81
3	27,28	56,38	41,61	9,04
JATIM	22,7	56,38	36,04	7,76

Sumber: Hasil pengolahan

Berdasarkan tabel 4.9 terlihat bahwa *cluster* 2 memiliki nilai rata-rata prevalensi *stunting* balita terendah yaitu sebesar 32,5%. Pada *cluster* 2 memiliki nilai minimum tertinggi dan juga memiliki nilai maksimum terendah sehingga kesenjangan prevalensi *stunting* balita yang relatif rendah dibandingkan dengan *cluster* lainnya, yaitu dengan simpangan baku sebesar 2,81. Diantara ketiga *cluster* tersebut, *cluster* 2 memiliki nilai rata-rata prevalensi *stunting* balita dibawah nilai rata-rata provinsi. Pada *cluster* 1 memiliki nilai rata-rata prevalensi balita sebesar 35,31%, dengan sebaran prevalensi balita dibawah angka provinsi, yaitu dengan simpangan baku sebesar 7,69. Sedangkan pada *cluster* 3 memiliki nilai rata-rata dan kesenjangan prevalensi *stunting* balita yang paling tinggi, yaitu dengan nilai rata-rata sebesar 41,61% dan simpangan baku diatas angka provinsi yaitu sebesar 9,04. Terkait pencapaian target prevalensi *stunting* balita untuk tahun 2015 sebesar 32,9%, maka hanya *cluster* 2 yang sudah memenuhi target tersebut. Berikutnya permasalahan masing-masing *cluster* dapat dilihat pada gambar dibawah ini.



Gambar 4.27. Diagram Venn Permasalahan *Stunting* Balita pada Jumlah *Cluster* 3

Pada Gambar 4.27 terlihat bahwa *cluster* 2 memiliki permasalahan utama faktor *stunting* balita yang lebih sedikit dibandingkan *cluster* lainnya. Pada *cluster* 2 terdapat 3 variabel dengan nilai tertinggi diatas angka rata-rata provinsi dan 2 variabel masih cukup tinggi diatas angka rata-rata provinsi namun masih dibawah angka rata-rata *cluster* 3. Rata-rata jumlah ART yang tinggi telah mendorong ibu balita ikut bekerja mencari nafkah, sehingga kesadaran ibu balita untuk rutin memeriksakan kesehatan ibu dan bayi pada fasilitas kesehatan berkurang, hal tersebut terjadi baik pada semasa kehamilan maupun setelah melahirkan. Akibat lain yang ditimbulkan adalah tingginya angka berat bayi lahir rendah, serta rata-rata pemberian ASI yang rendah.

Cluster 3 memiliki permasalahan utama faktor *stunting* balita terbanyak dibandingkan *cluster* lainnya, yaitu dengan 15 variabel nilai tertinggi diatas angka rata-rata provinsi. Permasalahan pada *cluster* 3 juga dialami sebagian besar pada *cluster* 1, namun nilai rata-rata *cluster* 1 berada dibawah nilai rata-rata *cluster* 3. Pada *cluster* 1 terdapat 2 permasalahan utama faktor *stunting* balita yang paling tinggi nilainya dibandingkan *cluster* lainnya, yaitu kurangnya posyandu dan kurangnya cakupan pelayanan kesehatan balita.

Penggunaan algoritma FGWC-PSO-LD dalam mengelompokkan kabupaten/kota berdasarkan faktor stunting balita dapat terlihat pada subbab 4.5.1 dan 4.5.2 diatas. Berdasarkan hasil pengelompokkan tersebut dapat terlihat pengelompokkan wilayah ke dalam beberapa cluster sehingga terbentuk peta permasalahan stunting balita di Provinsi Jawa Timur yang tergambar pada Gambar 4.25 dan 4.27. Permasalahan pada masing-masing cluster dapat digunakan oleh pemerintah daerah untuk menyusun kebijakan terkait strategi pengentasan stunting balita di Provinsi Jawa Timur. Kebijakan pemerintah dapat dilakukan dengan terlebih dahulu melakukan survei untuk menangkap permasalahan yang lebih detail pada masing-masing daerah, sehingga kebijakan yang akan dilakukan lebih terarah dan tepat sasaran. Kegiatan survei selalu dilakukan dengan beberapa perencanaan, diantaranya membuat kuesioner survei dan kerangka sampel. Penggunaan algoritma FGWC-PSO-LD dalam membuat kuesioner survei untuk kegiatan survei terkait prevalensi stunting balita dapat membantu dalam mempersiapkan pertanyaan survei dengan memperhatikan permasalahan masing-masing cluster. Pertanyaan tersebut digunakan untuk mengetahui permasalahan yang lebih detail pada setiap rumah tangga dan kecenderungan kebijakan yang akan ditempuh selanjutnya terkait tingkat permasalahan masing-masing daerah yang berbeda.

Survei mengenai stunting balita dilakukan agar kebijakan pemerintah daerah terkait stunting balita dapat dilakukan dengan lebih efisien dan efektif, salah satunya terkait dengan penggunaan anggaran pembangunan dalam bidang kesehatan yang lebih baik, sesuai dengan permasalahan masing-masing daerah. Selain itu perencanaan dalam pembuatan kerangka sampel survei berdasarkan cluster yang terbentuk digunakan untuk mempertimbangkan jumlah sampel yang akan diambil pada masing-masing cluster sehingga mengurangi kemungkinan sampel dengan karakteristik yang homogen, sehingga hasil survei yang didapatkan lebih baik dan kebijakan yang akan disusun juga lebih baik.

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Penelitian ini dilakukan dengan tujuan untuk memberikan usulan dalam memilih penggunaan penimbang inersia pada algoritma FGWC-PSO, selain itu penelitian ini juga bertujuan untuk mengembangkan algoritma FGWC-ABC agar dapat meningkatkan performa FGWC-ABC sehingga menghasilkan kualitas *clustering* geo-demografis yang lebih baik.

Beberapa kesimpulan yang dapat diambil berdasarkan pada hasil analisis dan pembahasan yang telah diuraikan sebelumnya, yaitu:

1. Berdasarkan hasil evaluasi pada algoritma FGWC-PSO dengan menggunakan 4 varian penimbang inersia serta menggunakan enam ukuran validitas, dapat disimpulkan bahwa algoritma FGWC-PSO-LD memiliki kecenderungan kualitas *clustering* yang lebih baik.
2. Berdasarkan hasil evaluasi pada algoritma FGWC-ABC dan FGWC-MABC menggunakan enam ukuran validitas, dapat disimpulkan bahwa algoritma FGWC-MABC mempunyai kualitas *clustering* yang lebih baik, hasilnya juga berbeda secara signifikan dan stabil pada setiap jumlah *cluster*.
3. Selain membandingkan secara parsial antara FGWC-PSO dengan varian penimbang inersia, dan FGWC-ABC dengan FGWC-MABC, dilakukan juga perbandingan antara FGWC-PSO-LD yang merupakan hasil terbaik dari varian FGWC-PSO terhadap FGWC-MABC. Berdasarkan hasil perbandingan yang dilakukan dapat disimpulkan bahwa walaupun FGWC-MABC sudah cukup signifikan memperbaiki algoritma FGWC-ABC namun belum dapat menandingi kualitas *clustering* dari FGWC-PSO-LD secara keseluruhan.
4. Selain membandingkan antara metode, pada penelitian ini juga terlihat bahwa dari 6 indeks validitas yang digunakan, indeks IFV dapat mengukur kualitas *clustering* secara signifikan dan stabil.

5.2. Saran

Berdasarkan hasil analisis dan kesimpulan diatas, maka dapat diberikan saran-saran sebagai berikut:

1. Pada penelitian ini hanya dilakukan dengan jumlah data yang sama dan tidak terlalu besar, sehingga untuk penelitian selanjutnya perlu dilakukan percobaan dengan jumlah data yang lebih besar untuk mengukur tingkat kestabilan serta untuk mengetahui penggunaan jumlah cluster terbaik pada algoritma FGWC-PSO dan FGWC-MABC.
2. Algoritma FGWC-PSO dan FGWC-MABC membutuhkan waktu yang lama dalam proses iterasinya, oleh karena itu perlu dilakukan perbaikan algoritma untuk mempercepat proses *clustering*, saran peneliti adalah mengintegrasikan *Context Based Clustering* ke dalam algoritma FGWC-PSO dan FGWC-MABC.
3. Penelitian ini menggunakan jarak euclidean dalam proses modifikasi geografisnya, perlu dilakukan penelitian lebih lanjut dengan menggunakan jarak lain yang mungkin dapat meningkatkan kualitas *clustering*.
4. Perlu dilakukan penelitian lebih lanjut terhadap penggunaan parameter FGWC seperti α dan β . Selain itu parameter ABC lainnya juga perlu di teliti lagi untuk memaksimalkan performanya.
5. Perlu dilakukan perbaikan pada FGWC-MABC agar dapat menandingi kualitas *clustering* FGWC-PSO, salah satunya dengan menambahkan penimbang inersia pada formula FGWC-MABC.

DAFTAR PUSTAKA

- Alata, M., Molhim, M. dan Ramini, A. (2008), "Optimizing Of Fuzzy C-Means Clustering Algorithm Using GA", *World Academy of Science; Engineering and Technology*, pp. 224-229.
- Babuska, R. (2001), "Fuzzy Clustering", dalam *Fuzzy And Neural Control*, Babuska, R. , Netherland, pp. 51-72.
- Bansal, J.C., Saraswat, P.K.S.M., Verma, A., Jadon, S.S. dan Abraham, A. (2011), "Inertia Weight Strategies in Particle Swarm Optimization", *2011 Third World Congress on nature and biologically Inspired Computing*, pp. 640-647.
- Blum, C. dan Roli, A. (2003), "Metaheuristics in combinatorial optimization:", *ACM Computing Surveys, Vol.35, No.3*, pp. 268-308.
- Bousfield, W.A. (1953), "The Occurence Of Clustering In The Recall Of Randomly Arranged Associates", dalam *The Journal Of general Psychology*, , pp. 229-240.
- Brian S, E., Landau, S., Leese, M. dan Stahl, D. (2011), *Cluster Analysis, 5th edition*, Wiley.
- Brown, P.J.B., Hirschfield, A. dan Batey, P.W.J. (1991), "Applications Of Geodemographic Methods In The Analysis Of Health Condition Incidence Data", *Paper in Regional Science Vol.70*, pp. 329-344.
- Casale, D., Desmond, C. dan Richter, L. (2014), "The association between stunting and psychosocia development among preschool children: a study using the South African Birth to Twenty cohort data", *Child: Care, Health and Development*, pp. 900-910.
- Chunchun, H., Lingkui, M. dan Wenzhong, S. (2008), "Fuzzy Clustering Validity For Spatial Data", *Geo-spatial Information Science*, Vol. 11, No. 3, pp. 191-196.
- Edward A. Frongillo, J., Onis, M.D. dan Hanson, K.M.P. (1997), "Socioeconomic and Demographic Factors Are Associated with Worldwide Patterns of Stunting and Wasting of Children", *The Journal Of Nutrition*, pp. 2302-2309.
- Feng, Z. dan Flowerdew, R. (1998), "Fuzzy Geodemographic: A Contribution from Fuzzy Clustering Methods", dalam *Innovations In GIS 5: Selected Papers*

From The Fifth National Conference On GIS Research UK, Carter, S. , CRC Press, Taylor & Francis Group, pp. 119-127.

Grekousis, G. dan Thomas, H. (2011), "Comparison of Two Fuzzy Algorithms in Geodemographic Segmentation Analysis: The fuzzy C-Means and Gustafson-Kessel Methods", *Applied Geography*, pp. 125-136.

Hassan, R., Cohanin, B. dan Weck, O.d. (2004), "A Comparison Of Particle Swarm Optimization and Genetic Algorithm", *Aeronautics & Astronautics and Engineering Systems*, pp. 1-13.

Istiqomah, N. (2015), "Penggerombolan Kabupaten/Kota Berdasarkan Faktor Stunting Menggunakan Metode Penggerombolan Dua Langkah Untuk Data Campuran".

Karaboga, D. dan Akay, B. (2009), "A comparative study of Artificial Bee Colony algorithm", *Applied Mathematics and Computation* 214 (2009) , pp. 108-132.

Kemenkes (2014), "Profil Kesehatan Indonesia (Vol 2015)".

Kennedy, J. dan Eberhart, R. (1995), "Particle Swarm Optimization", *International Conference of Neural Network, Volume IV*, IEEE Service Center (1995), pp. 1942-1948.

Kennedy, J. dan Eberhart, R. (2001), *Swarm Intelligence*, Morgan Kaufmann Publishers.

Klawonn, F. (2004), "Fuzzy Clustering: Insights and a New Approach", *Mathware & Softcomputing* 11, pp. 125-142.

Klawonn, F. dan Hoppner, F. (2003), "What Is Fuzzy about Fuzzy Clustering? Understanding and Improving the Concept of the Fuzzifier", *Advance in Data Analysis V*, Springer, Berlin, German, pp. 254-264.

Kong, X., Liu, S. dan Wang, Z. (2013), "A New Hybrid Artificial Bee Colony Algorithm For Global Optimization", *IJCSI International Journal of Computer Science Issues*, Vol. 10, Issue 1, No 1, pp. 287-301.

Le Hoang Son, B.C.C.P.L.L.N.T.T. (2012), "A Novel Intuitionistic Fuzzy Clustering Method For Geo-Demographic Analysis", *Expert System With Application* 39, pp. 9849-9859.

Mason, G.A. dan Jacobson, R.D. (2007), *Fuzzy Geographically Weighted Clustering*.

- Rana, S., Jasola, S. dan Kumar, R. (2010), "A Review on Particle Swarm Optimization Algorithm and Their Applications to Data Clustering", dalam *Artif. Intell. Rev.*, Vol.35, , Springer Science + Business Media B.V, pp. 211-222.
- Reinhardt, k. dan Fanzo, J. (2014), "Addressing chronic malnutrition through multi-sectoral,sustainable approaches: a review of the causes and consequences", *Frontier In nutrition*, pp. 1-11.
- Ross, S.M. dan Morisson, G.R. (n.d.), "Experimental Research Method", dalam *Handbook of Research on Educational Communication and Technology*, , pp. 1021-1044.
- Shahrudin, M.S. dan Mahmuddin, M. (2014), "Experiment on Modified Artificial Bee Colony for Better Global Optimisation", *Advanced in Computer Science and Its Applications, Lecture Notes in Electrical Engineering* 279, pp. 735-741.
- Sharma, S. (1996), "Applied Multivariate Techniques", John Willey & Sons Inc, New York (US), p. 185.
- Thalbi, E.-G. (2009), *Metaheuristics; From design to Implementation*, John Wiley & Sons.
- Wijayanto, A.W. dan Purwariantini, A. (2014), "Improvement Design of Fuzzy Geo-Demographic Clustering Using Artificial Bee Colony Optimization", *The 3rd International Conference on Information Technology for Cyber & IT Service Management (CITSM) 2014*, ResearchGate, Jakarta.
- Wijayanto, A.W. dan Purwariantini, A. (2014), "Improvement of Fuzzy Geographically Weighted Clustering Using Particle Swarm Optimization", *In Information Technology Systems and Innovation (ICITSI)*, IEEE.
- Wu, j., Xiong, H., Liu, C. dan Chen, J. (2012), "A Generalization of Distance Functions for Fuzzy c-Means Clustering With Centroids of Arithmetic Means", *IEEE TRANSACTIONS ON FUZZY SYSTEMS*, VOL. 20, NO. 3, IEEE, pp. 557-571.
- Yang, X.-S. (2010), *Test Problems in Optimization*, John Wiley & Sons.
- Yang, X.-S., Deb, S. dan Fong, S. (2014), "Metaheuristic Algorithms: Optimal Balance of Intensification and Diversification", *Applied Mathematics & Information Sciences*, pp. 977-983.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

LAMPIRAN

Lampiran 1. Indeks Validitas Algoritma FGWC-PSO

parameter *clustering* yang digunakan adalah $\alpha = 0.5$, $\beta = 0.5$, , $a = 1$, $b = 1$, threshold $\varepsilon = 10^{-5}$, $c_1 = 2$, $c_2 = 2$, maksimum iterasi = 100, $n = 38$, $d = 20$, jumlah *cluster* (c) yang akan digunakan akan berbeda, mulai dari $c = 2$, hingga $c = 9$. *Fuzziness* (m) yang akan digunakan juga berbeda yaitu $m = 1,5$ dan $m = 2$.

***Fuzziness* = 1,5**

c	Indeks PC				Indeks CE			
	FGWC-PSO-LD	FGWC-PSO-CO	FGWC-PSO-RD	FGWC-PSO-CH	FGWC-PSO-LD	FGWC-PSO-CO	FGWC-PSO-RD	FGWC-PSO-CH
2	5.59E-01	5.69E-01	5.66E-01	5.52E-01	5.64E-01	6.20E-01	6.23E-01	6.38E-01
3	4.10E-01	4.06E-01	4.17E-01	4.06E-01	9.88E-01	9.92E-01	9.79E-01	9.94E-01
4	3.18E-01	3.26E-01	3.37E-01	3.28E-01	1.26E+00	1.24E+00	1.23E+00	1.24E+00
5	2.94E-01	2.85E-01	2.92E-01	2.70E-01	1.41E+00	1.43E+00	1.41E+00	1.49E+00
6	2.55E-01	2.38E-01	2.42E-01	2.50E-01	1.58E+00	1.62E+00	1.61E+00	1.59E+00
7	2.21E-01	2.20E-01	2.17E-01	2.26E-01	1.73E+00	1.74E+00	1.74E+00	1.72E+00
8	2.08E-01	2.16E-01	1.96E-01	2.03E-01	1.84E+00	1.82E+00	1.87E+00	1.85E+00
9	1.82E-01	1.84E-01	1.88E-01	1.82E-01	1.91E+00	1.77E+00	1.71E+00	1.97E+00
c	Indeks XB				Indeks IFV			
	FGWC-PSO-LD	FGWC-PSO-CO	FGWC-PSO-RD	FGWC-PSO-CH	FGWC-PSO-LD	FGWC-PSO-CO	FGWC-PSO-RD	FGWC-PSO-CH
2	1.43E+02	1.66E+05	4.77E+04	1.48E+03	6.43E+00	4.70E+00	6.22E+00	4.89E+00
3	9.82E+02	9.82E+02	9.63E+04	7.62E+03	9.52E+00	7.12E+00	9.25E+00	7.77E+00
4	7.08E+02	2.87E+04	7.35E+02	2.21E+04	9.62E+00	9.07E+00	8.11E+00	9.43E+00
5	5.23E+02	2.74E+04	2.15E+03	2.10E+03	1.03E+01	8.57E+00	8.61E+00	8.93E+00
6	1.04E+03	5.98E+03	6.96E+04	7.16E+02	1.00E+01	7.98E+00	8.97E+00	8.78E+00
7	1.74E+03	4.17E+02	4.98E+02	5.58E+03	8.93E+00	7.84E+00	8.18E+00	7.86E+00
8	2.13E+03	7.89E+03	8.13E+02	2.03E+04	8.69E+00	8.02E+00	7.58E+00	9.06E+00
9	1.56E+03	2.11E+03	1.35E+04	6.96E+03	6.45E+00	7.55E+00	6.90E+00	7.40E+00

Fuzziness = 2.0

c	Indeks PC				Indeks CE			
	FGWC-PSO-LD	FGWC-PSO-CO	FGWC-PSO-RD	FGWC-PSO-CH	FGWC-PSO-LD	FGWC-PSO-CO	FGWC-PSO-RD	FGWC-PSO-CH
2	5.28E-01	5.35E-01	5.34E-01	5.36E-01	6.54E-01	6.44E-01	6.51E-01	6.62E-01
3	3.72E-01	3.69E-01	3.85E-01	3.76E-01	1.04E+00	1.05E+00	1.02E+00	1.04E+00
4	2.96E-01	2.89E-01	2.94E-01	3.02E-01	1.31E+00	1.32E+00	1.31E+00	1.29E+00
5	2.54E-01	2.44E-01	2.46E-01	2.46E-01	1.50E+00	1.52E+00	1.51E+00	1.51E+00
6	2.16E-01	2.17E-01	2.16E-01	2.13E-01	1.68E+00	1.67E+00	1.67E+00	1.68E+00
7	1.88E-01	1.92E-01	1.96E-01	1.89E-01	1.83E+00	1.81E+00	1.81E+00	1.82E+00
8	1.84E-01	1.68E-01	1.74E-01	1.74E-01	1.91E+00	1.95E+00	1.94E+00	1.94E+00
9	1.64E-01	1.59E-01	1.69E-01	1.62E-01	2.03E+00	2.05E+00	2.02E+00	2.04E+00
c	Indeks SC				Indeks S			
	FGWC-PSO-LD	FGWC-PSO-CO	FGWC-PSO-RD	FGWC-PSO-CH	FGWC-PSO-LD	FGWC-PSO-CO	FGWC-PSO-RD	FGWC-PSO-CH
2	3.31E+00	3.59E+00	4.15E+00	4.21E+00	3.31E+00	3.59E+00	4.15E+00	4.21E+00
3	2.64E+00	2.93E+00	3.28E+00	2.81E+00	3.77E+00	4.39E+00	4.65E+00	4.15E+00
4	2.41E+00	2.69E+00	2.82E+00	2.78E+00	3.42E+00	3.87E+00	4.03E+00	3.99E+00
5	1.89E+00	2.03E+00	2.27E+00	2.23E+00	2.68E+00	2.91E+00	3.39E+00	3.17E+00
6	1.88E+00	1.92E+00	2.00E+00	2.03E+00	2.76E+00	2.72E+00	2.84E+00	2.83E+00
7	1.94E+00	1.89E+00	1.87E+00	1.81E+00	2.67E+00	2.62E+00	2.60E+00	2.53E+00
8	1.56E+00	1.58E+00	1.79E+00	1.48E+00	2.21E+00	2.28E+00	2.58E+00	2.08E+00
9	1.63E+00	1.49E+00	1.55E+00	1.54E+00	2.28E+00	2.11E+00	2.21E+00	2.20E+00
c	Indeks XB				Indeks IFV			
	FGWC-PSO-LD	FGWC-PSO-CO	FGWC-PSO-RD	FGWC-PSO-CH	FGWC-PSO-LD	FGWC-PSO-CO	FGWC-PSO-RD	FGWC-PSO-CH
2	5.69E+04	1.87E+05	2.30E+08	4.71E+04	6.79E+00	6.19E+00	5.44E+00	5.04E+00
3	7.69E+04	6.70E+05	3.40E+05	8.00E+07	9.54E+00	8.37E+00	7.51E+00	8.90E+00
4	3.92E+04	1.19E+06	9.50E+09	1.58E+07	9.18E+00	8.50E+00	7.24E+00	8.09E+00
5	3.69E+04	4.68E+07	1.07E+06	1.73E+08	9.23E+00	8.75E+00	7.40E+00	8.40E+00
6	3.79E+04	1.40E+07	5.72E+04	1.59E+05	7.80E+00	7.67E+00	7.46E+00	7.51E+00
7	4.40E+04	1.33E+06	5.38E+04	4.90E+05	6.76E+00	6.53E+00	7.14E+00	7.33E+00
8	3.13E+05	1.19E+07	2.09E+05	5.55E+04	6.68E+00	6.08E+00	5.85E+00	7.14E+00
9	8.05E+03	4.57E+05	4.44E+05	6.62E+03	5.76E+00	6.09E+00	6.41E+00	6.13E+00

Lampiran 2. Indeks Validitas Algoritma FGWC-ABC dan FGWC-MABC

parameter *clustering* yang digunakan adalah $\alpha = 0.5$, $\beta = 0.5$, , $a = 1$, $b = 1$, threshold $\varepsilon = 10^{-5}$, $c_1 = 2$, $c_2 = 2$, maksimum iterasi = 100, $n = 38$, $d = 20$, jumlah *cluster* (c) yang akan digunakan akan berbeda, mulai dari $c = 2$, hingga $c = 9$. *Fuzzinesss* (m) yang akan digunakan juga berbeda yaitu $m = 1,5$ dan $m = 2$.

Fuzziness = 1.5

c	PC		CE		XB		IFV	
	FGWC-ABC	FGWC-MABC	FGWC-ABC	FGWC-MABC	FGWC-ABC	FGWC-MABC	FGWC-ABC	FGWC-MABC
2	5.40E-01	5.50E-01	6.44E-01	6.20E-01	1.01E+03	8.79E+02	5.98E+00	6.35E+00
3	3.93E-01	3.84E-01	1.01E+00	1.02E+00	6.83E+02	4.42E+03	7.08E+00	9.40E+00
4	3.10E-01	3.13E-01	1.27E+00	1.27E+00	1.61E+04	2.83E+02	8.51E+00	9.53E+00
5	2.60E-01	2.65E-01	1.50E+00	1.49E+00	1.97E+02	1.77E+02	8.21E+00	8.88E+00
6	2.37E-01	2.27E-01	1.61E+00	1.64E+00	2.51E+02	2.56E+02	8.19E+00	8.48E+00
7	2.08E-01	2.09E-01	1.76E+00	1.76E+00	5.60E+02	1.55E+02	6.99E+00	7.72E+00
8	1.82E-01	1.95E-01	1.90E+00	1.87E+00	2.68E+02	1.73E+02	6.73E+00	7.33E+00
9	1.94E-01	1.77E-01	1.93E+00	1.98E+00	5.12E+01	2.85E+02	6.36E+00	7.06E+00

Fuzziness = 2.0

c	PC		CE		XB		IFV	
	FGWC-ABC	FGWC-MABC	FGWC-ABC	FGWC-MABC	FGWC-ABC	FGWC-MABC	FGWC-ABC	FGWC-MABC
2	5.28E-01	5.30E-01	6.64E-01	6.59E-01	3.14E+06	1.37E+05	2.42E+00	5.01E+00
3	3.67E-01	3.71E-01	1.05E+00	1.04E+00	1.07E+05	5.32E+03	4.12E+00	6.03E+00
4	2.85E-01	2.93E-01	1.32E+00	1.32E+00	9.51E+04	2.09E+04	4.45E+00	6.36E+00
5	2.38E-01	2.37E-01	1.53E+00	1.54E+00	5.16E+03	2.47E+03	4.30E+00	5.62E+00
6	2.05E-01	2.13E-01	1.69E+00	1.69E+00	1.08E+04	8.58E+03	4.58E+00	5.56E+00
7	1.80E-01	1.83E-01	1.85E+00	1.85E+00	1.47E+06	1.75E+05	3.52E+00	4.53E+00
8	1.68E-01	1.65E-01	1.97E+00	1.98E+00	1.46E+04	1.26E+04	3.85E+00	5.09E+00
9	1.51E-01	1.50E-01	2.08E+00	2.08E+00	1.20E+05	7.42E+04	3.33E+00	3.91E+00

c	SC		S	
	FGWC-ABC	FGWC-MABC	FGWC-ABC	FGWC-MABC
2	8.87E+00	4.38E+00	8.87E+00	4.38E+00
3	5.91E+00	3.78E+00	8.18E+00	5.06E+00
4	4.33E+00	2.91E+00	6.08E+00	3.88E+00
5	3.81E+00	2.74E+00	5.11E+00	3.57E+00
6	3.03E+00	2.55E+00	4.20E+00	3.73E+00
7	2.69E+00	2.62E+00	3.79E+00	3.47E+00
8	2.34E+00	2.06E+00	3.36E+00	2.75E+00
9	2.39E+00	2.17E+00	3.27E+00	3.00E+00

Lampiran 3. Nilai Indeks Validitas FGWC-PSO-LD dari 10 kali proses clustering

Hasil tiap indeks validitas yang dipakai dalam penelitian ini seperti halnya yang terdapat pada lampiran 1 dan lampiran 2 adalah nilai rata-rata dari 10 kali proses *clustering (running)* pada program matlab. Berikut contoh hasil proses clustering tersebut dengan menggunakan FGWC-PSO-LD

Fuzziness = 2.0, c =2

Jumlah Running	Nilai Indeks					
	PC	CE	SC	S	XB	IFV
1	5.25E-01	6.67E-01	2.51E+00	2.51E+00	1.34E+04	8.03E+00
2	5.44E-01	6.48E-01	3.01E+00	3.01E+00	6.75E+07	7.11E+00
3	5.40E-01	6.52E-01	2.09E+00	2.09E+00	5.45E+02	9.37E+00
4	5.29E-01	6.64E-01	1.75E+00	1.75E+00	4.86E+03	1.11E+01
5	5.34E-01	6.58E-01	4.15E+00	4.15E+00	1.65E+03	5.10E+00
6	5.67E-01	6.23E-01	3.23E+00	3.23E+00	6.05E+02	6.24E+00
7	5.47E-01	6.44E-01	4.89E+00	4.89E+00	3.47E+03	4.68E+00
8	5.45E-01	6.47E-01	3.70E+00	3.70E+00	1.20E+03	5.31E+00
9	5.44E-01	6.48E-01	4.27E+00	4.27E+00	6.15E+03	5.31E+00
10	5.00E-01	6.93E-01	3.51E+00	3.51E+00	7.60E+02	5.71E+00
Total	5.38E+00	6.54E+00	3.31E+01	3.31E+01	6.75E+07	6.79E+01
Rata-rata	5.38E-01	6.54E-01	3.31E+00	3.31E+00	6.75E+06	6.79E+00

Lampiran 4. Nilai membership FGWC-PSO-LD pada jumlah cluster 2

No	Kabupaten/Kota	Membership 1	Membership 2	Cluster
1	Pacitan	0.869237	0.130763	1
2	Ponorogo	0.827821	0.172179	1
3	Trenggalek	0.818808	0.181192	1
4	Tulungagung	0.814675	0.185325	1
5	Blitar	0.817696	0.182304	1
6	Kediri	0.718059	0.281941	1
7	Malang	0.885148	0.114852	1
8	Lumajang	0.877328	0.122672	1
9	Jember	0.863572	0.136428	1
10	Banyuwangi	0.851411	0.148589	1
11	Bondowoso	0.90472	0.09528	1
12	Situbondo	0.837015	0.162985	1
13	Probolinggo	0.787879	0.212121	1
14	Pasuruan	0.741943	0.258057	1
15	Sidoarjo	0.655684	0.344316	1
16	Mojokerto	0.466354	0.533646	2
17	Jombang	0.857537	0.142463	1
18	Nganjuk	0.735987	0.264013	1
19	Madiun	0.862091	0.137909	1
20	Magetan	0.403282	0.596718	2
21	Ngawi	0.857335	0.142665	1
22	Bojonegoro	0.85933	0.14067	1
23	Tuban	0.422782	0.577218	2
24	Lamongan	0.807032	0.192968	1
25	Gresik	0.879484	0.120516	1
26	Bangkalan	0.877203	0.122797	1
27	Sampang	0.892205	0.107795	1
28	Pamekasan	0.806353	0.193647	1
29	Sumenep	0.858273	0.141727	1
30	Kota Kediri	0.528822	0.471178	1
31	Kota Blitar	0.773078	0.226922	1
32	Kota Malang	0.818128	0.181872	1
33	Kota Probolinggo	0.884988	0.115012	1
34	Kota Pasuruan	0.544726	0.455274	1
35	Kota Mojokerto	0.42714	0.57286	2
36	Kota Madiun	0.416986	0.583014	2
37	Kota Surabaya	0.803451	0.196549	1
38	Kota Batu	0.793871	0.206129	1

Lampiran 5. Nilai membership FGWC-PSO-LD pada jumlah cluster 3

No	Kabupaten/Kota	Membership 1	Membership 2	Membership 3	Cluster
1	Pacitan	0.686249	0.104077	0.209674	1
2	Ponorogo	0.745071	0.108057	0.146872	1
3	Trenggalek	0.706325	0.10537	0.188305	1
4	Tulungagung	0.688686	0.109911	0.201404	1
5	Blitar	0.663915	0.110107	0.225977	1
6	Kediri	0.510213	0.209027	0.28076	1
7	Malang	0.41546	0.111745	0.472795	3
8	Lumajang	0.260805	0.07661	0.662586	3
9	Jember	0.697599	0.073463	0.228938	1
10	Banyuwangi	0.709022	0.077495	0.213483	1
11	Bondowoso	0.286451	0.064201	0.649348	3
12	Situbondo	0.277621	0.098966	0.623413	3
13	Probolinggo	0.279772	0.162181	0.558047	3
14	Pasuruan	0.520372	0.193791	0.285837	1
15	Sidoarjo	0.308984	0.35728	0.333736	2
16	Mojokerto	0.256697	0.58593	0.157373	2
17	Jombang	0.605921	0.128909	0.26517	1
18	Nganjuk	0.530061	0.184125	0.285814	1
19	Madiun	0.48828	0.137255	0.374465	1
20	Magetan	0.299529	0.52478	0.175691	2
21	Ngawi	0.61991	0.127351	0.252739	1
22	Bojonegoro	0.434629	0.144596	0.420774	1
23	Tuban	0.27361	0.561736	0.164653	2
24	Lamongan	0.674421	0.126741	0.198838	1
25	Gresik	0.638626	0.104984	0.25639	1
26	Bangkalan	0.713804	0.094756	0.19144	1
27	Sampang	0.279802	0.097139	0.623059	3
28	Pamekasan	0.271066	0.138363	0.590571	3
29	Sumenep	0.721514	0.079169	0.199317	1
30	Kota Kediri	0.281206	0.522863	0.195931	2
31	Kota Blitar	0.597554	0.14035	0.262095	1
32	Kota Malang	0.602726	0.116746	0.280528	1
33	Kota Probolinggo	0.599227	0.097125	0.303648	1
34	Kota Pasuruan	0.254161	0.522465	0.223374	2
35	Kota Mojokerto	0.29774	0.453026	0.249234	2
36	Kota Madiun	0.268441	0.583249	0.14831	2
37	Kota Surabaya	0.645435	0.139349	0.215216	1
38	Kota Batu	0.271563	0.150717	0.57772	3

Lampiran 6. Jenis Penimbang Inersia yang dikenal secara umum

No	Nama Penimbang Inersia	Formula
1.	<i>Constant Inertia weight</i>	$w = c = \text{konstanta dalam rentang } [0,1]$ untuk eksperimen ini $c = 0.7$
2.	<i>Random Inertia weight</i>	$w = 0.5 + \frac{\text{rand}()}{2}$
3.	<i>Adaptive Inertia weight</i>	$w_i(t+1) = w(0) + (w(n_t) - w(0)) \frac{e^{m_i(t)} - 1}{2e^{m_i(t)} + 1}$ $m_i(t) = \frac{gbest - current}{2gbest + current}$
4	<i>Sigmoid Increasing Inertia weight</i>	$w_k = \frac{(w_{start} - w_{end})}{(1 + e^{u*(k-n*gen)})} + w_{end}$ $u = 10^{(\log(gen)-2)}$
5	<i>Sigmoid Decreasing Inertia weight</i>	$w_k = \frac{(w_{start} - w_{end})}{(1 + e^{-u*(k-n*gen)})} + w_{end}$ $u = 10^{(\log(gen)-2)}$
6	<i>Linear Decreasing Inertia weight</i>	$w_k = w_{max} - \frac{w_{max} - w_{min}}{iter_{max}} \times k$
7	<i>The Chaotic Inertia weight</i>	$z(t+1) = 4 \times z(t) \times (1 - z(t)), z(t) \in (0,1)$ $w(t) = (w_1 - w_2) \times \frac{MAXiter - iter(t)}{MAXiter} + w_2 \times z(t)$
8	<i>Chaotic Random Inertia weight</i>	$z(t+1) = 4 \times z(t) \times (1 - z(t)), z(t) \in (0,1)$ $w = 0.5 + \text{rand}() + 0.5 \times z(t)$
9	<i>Oscillating Inertia weight</i>	$w(t) = \frac{w_{min} + w_{max}}{2} + \frac{w_{max} - w_{min}}{2} \cos(\frac{2\pi t}{T})$ $T = \frac{2S_1}{3 + 2k}$
10	<i>Global-Local Best Inertia weight</i>	$inertia\ weight\ w_i = 1.1 - (\frac{gbest_i}{pbest_i})$
11	<i>Simulated Annealing Inertia weight</i>	$w_k = w_{min} + (w_{max} - w_{min}) \times \lambda^{(kn1)}$ $\lambda = 0.95$
12	<i>Natural Exponen Inertia weight Strategy (e1-PSO)</i>	$w(t) = w_{min} + (w_{max} - w_{min}) \cdot e^{-[\frac{t}{(\frac{MAXITER}{10})}]}$
13	<i>Natural Exponen Inertia weight Strategy (e2-PSO)</i>	$w(t) = w_{min} + (w_{max} - w_{min}) \cdot e^{-[\frac{t}{(\frac{MAXITER}{4})}]^2}$
14	<i>Logarithm Decreasing Inertia weight</i>	$w = w_{max} + (w_{min} - w_{max}) \times \log_{10}(a + \frac{10t}{T_{max}})$
15	<i>Exponent Decreasing Inertia weight</i>	$w = (w_{max} - w_{min} - d_1) \exp(\frac{1}{1 + \frac{d_2 t}{t_{max}}})$

Lampiran 7. Fungsi FGWC-U pada Matlab

```
function result = fgwc_U(membership)
    % Parameter pada FGWC :
    % n = jumlah sampel
    % c = jumlah cluster center
    % d = jumlah variabel (dimension)

    % load data
    load jatim.txt
    x = jatim(:,2:21);
    pop = jatim(:,[1]);
    distance = jatim(:,22:59);

    % clustering parameter
    c = 2; % jumlah cluster;
    m = 2; % fuzziness weighted exponent;
    e = 1e-4; % error

    % parameters of Geographical Modification
    % alpha + beta = 1
    alpha = 0.5; % relative importance of demographic characteristics (weights to old
membership)
    beta = 0.5; % relative importance of spatial interaction (weights to the mean of
membership values of surrounding Enumeration Districts)

    a = 1; % user definable parameter
    b = 1; % user definable parameter

[n,d] = size(x);

    % Calculating the geographical weighting
    % dist is the distance matrix
    % pop is the population matrix
    % w is the weighting matrix
    % a, b, alpha and beta are calibration variables
    %
    on = ones(1,(size(distance,1)));
    dist1 = distance + (diag(on * Inf));
    weight = ((pop * pop') .^ b) ./ (dist1 .^ a);

    % initialization of cluster center using input variabel
    f0 = membership;
    f = f0;

    % Calculate cluster center
    for h=1:d,
        for i=1:c,
            a = 0;
            b = 0;
            for k=1:n,
                a = a + ((f(k,i).^m).*x(k,h));
                b = b + (f(k,i).^m);
            end;
            v(i,h) = sum(a/b);
```

```

        end;
    end;

    % Calculate distance
    distance = 0;
    for h=1:d,
        for k=1:n,
            for i=1:c,
                distance = distance + abs(v(i,h)-x(k,h)).^2;
                dist(k,i) = abs(v(i,h)-x(k,h)).^2;
            end;
        end;
    end;

    % Calculate membership matrix
    total_membership = 0;
    for h=1:d,
        for k=1:n,
            for i=1:c,
                sigma_vx = 0;
                for j=1:c,
                    total_membership = total_membership +
(abs(v(i,h)-x(k,h))/abs(v(j,h)-x(k,h))).^(2/(m-1));
                    sigma_vx = sigma_vx + (abs(v(i,h)-
x(k,h))/abs(v(j,h)-x(k,h))).^(2/(m-1));
                end;
                f(k,i) = 1/sigma_vx;
            end;
        end;
    end;

    % geographical modification
    u2 = weight * f;
    % nu2 = u2 .* (1 ./ (w * ones( size(u2) )));
    nu2 = u2 .* (1 ./ (u2 * ones( size(u2,2), size(u2,2) )));
    nuprime = (alpha * f) + (beta * nu2);
    f = nuprime;
    % end of geographical modification

    ObjVal = 0;
    iter = 0;

    while abs(max(max(f0-f))) > e
        iter = iter + 1;
        % Use previous membership matrix (f0) as current membership matrix
        f = f0;

        % Calculate cluster center
        for h=1:d,
            for i=1:c,
                a = 0;
                b = 0;
                for k=1:n,
                    a = a + ((f(k,i).^m).*x(k,h));
                    b = b + (f(k,i).^m);
                end;
                v(i,h) = sum(a/b);
            end;
        end;
    end;

```

```

        end;
    end;

    % Calculate distance
    distance = 0;
    for h=1:d,
        for k=1:n,
            for i=1:c,
                distance = distance + abs(v(i,h)-x(k,h)).^2;
                dist(k,i) = abs(v(i,h)-x(k,h)).^2;
            end;
        end;
    end;

    % Calculate membership matrix
    total_membership = 0;
    for h=1:d,
        for k=1:n,
            for i=1:c,
                sigma_vx = 0;
                for j=1:c,
                    total_membership =
total_membership + (abs(v(i,h)-x(k,h))/abs(v(j,h)-x(k,h))).^(2/(m-1));
                    sigma_vx = sigma_vx + (abs(v(i,h)-
x(k,h))/abs(v(j,h)-x(k,h))).^(2/(m-1));
                end;
                f(k,i) = 1/sigma_vx;
            end;
        end;
    end;

    % geographical modification
    u2 = weight * f;
    % nu2 = u2 .* (1 ./ (w * ones( size(u2) )));
    nu2 = u2 .* (1 ./ (u2 * ones( size(u2,2), size(u2,2) )));
    nuprime = (alpha * f) + (beta * nu2);
    f = nuprime;
    % end of geographical modification

    % Update current membership matrix into saved membership matrix
(f0)
    f0 = f;
end;

ObjVal = distance./(total_membership.^m);

% save the parameters and perform validity index evaluation
data.X = x;
param.c = c;
param.m = m;
param.e = e;
param.ro=ones(1,param.c);
param.val=1;
param.max=100;
param.alpha=0.5;
result.data.f=f;
result.data.d=dist;

```



```

result.cluster.v=v;
result.iter = iter;
result.cost = ObjVal;
result.solution = f;
result = validity(result,data,param);

% result.validity

```

Lampiran 8. Fungsi FGWC-V pada Matlab

```

function result = fgwc_V(centroid)
    % Parameter pada FGWC :
    % n = jumlah sampel
    % c = jumlah cluster center
    % d = jumlah variabel (dimension)

    % load data
    load jatim.txt
    x = jatim(:,2:21);
    pop = jatim(:,[1]);
    distance = jatim(:,22:59);

    % clustering parameter
    c = 2; % jumlah cluster;
    m = 2; % fuzziness weighted exponent;
    e = 1e-4; % 0.0001; % error

    % parameters of Geographical Modification
    % alpha + beta = 1
    alpha = 0.5; % relative importance of demographic characteristics (weights to old
membership)
    beta = 0.5; % relative importance of spatial interaction (weights to the mean of
membership values of surrounding Enumeration Districts)

    a = 1; % user definable parameter
    b = 1; % user definable parameter

    [n,d] = size(x);

    % Calculating the geographical weighting
    % dist is the distance matrix
    % pop is the population matrix
    % w is the weighting matrix
    % a, b, alpha and beta are calibration variables
    %
    on = ones(1,(size(distance,1)));
    dist1 = distance + (diag(on * Inf));
    weight = ((pop * pop') .^ b) ./ (dist1 .^ a);

    % initialization of cluster center using input variabel
    v0 = centroid;
    v = v0;

    % Calculate membership matrix

```

```

total_membership = 0;
for h=1:d, %dimension
    for k=1:n, %data
        for i=1:c, %cluster
            sigma_vx = 0;
            for j=1:c,
                total_membership = total_membership +
(abs(v(i,h)-x(k,h))/abs(v(j,h)-x(k,h))).^(2/(m-1));
                sigma_vx = sigma_vx + (abs(v(i,h)-
x(k,h))/abs(v(j,h)-x(k,h))).^(2/(m-1));
            end;
            f(k,i) = 1/sigma_vx;
        end;
    end;
end;

% geographical modification
u2 = weight * f;
% nu2 = u2 .* (1 ./ (w * ones( size(u2) )));
nu2 = u2 .* (1 ./ (u2 * ones( size(u2,2), size(u2,2) )));
nuprime = (alpha * f) + (beta * nu2);
f = nuprime;
% end of geographical modification

% Calculate cluster center
for h=1:d,
    for i=1:c,
        a = 0;
        b = 0;
        for k=1:n,
            a = a + ((f(k,i).^m).*x(k,h));
            b = b + (f(k,i).^m);
        end;
        v(i,h) = sum(a/b);
    end;
end;

% Calculate distance
distance = 0;
for h=1:d,
    for k=1:n,
        for i=1:c,
            distance = distance + abs(v(i,h)-x(k,h)).^2;
            dist(k,i) = abs(v(i,h)-x(k,h)).^2;
        end;
    end;
end;

ObjVal = 0;
iter = 0;

while abs(sum(sum(v0-v))) > e
    iter = iter + 1;
    % Use previous cluster centers (v0) as current cluster centers
    v = v0;

    % Calculate membership matrix

```

```

total_membership = 0;
for h=1:d,
    for k=1:n,
        for i=1:c,
            sigma_vx = 0;
            for j=1:c,
                total_membership = total_membership +
(abs(v(i,h)-x(k,h))/abs(v(j,h)-x(k,h))).^(2/(m-1));
                sigma_vx = sigma_vx + (abs(v(i,h)-
x(k,h))/abs(v(j,h)-x(k,h))).^(2/(m-1));
            end;
            f(k,i) = 1/sigma_vx;
        end;
    end;
end;

% geographical modification
u2 = weight * f;
% nu2 = u2 .* (1 ./ (w * ones( size(u2) )));
nu2 = u2 .* (1 ./ (u2 * ones( size(u2,2), size(u2,2) )));
nuprime = (alpha * f) + (beta * nu2);
f = nuprime;
% end of geographical modification

% Calculate cluster center
for h=1:d,
    for i=1:c,
        a = 0;
        b = 0;
        for k=1:n,
            a = a + ((f(k,i).^m).*x(k,h));
            b = b + (f(k,i).^m);
        end;
        v(i,h) = sum(a/b);
    end;
end;

% Calculate distance
distance = 0;
for h=1:d,
    for k=1:n,
        for i=1:c,
            distance = distance + abs(v(i,h)-x(k,h)).^2;
            dist(k,i) = abs(v(i,h)-x(k,h)).^2;
        end;
    end;
end;

% Update current cluster centers into saved cluster centers (v0)
v0 = v;

end;

ObjVal = distance./(total_membership.^m);

% save the parameters and perform validity index evaluation
data.X = x;
param.c = c;

```

```

param.m = m;
param.e = e;
param.ro=ones(1,param.c);
param.val=1;
param.max=100;
param.alpha=0.5;
result.data.f=f;
result.data.d=dist;
result.cluster.v=v;
result.iter = iter;
result.cost = ObjVal;
result.solution = v;
result = validity(result,data,param);
% result.validity

```

Lampiran 9. Fungsi FGWC-PSO pada Matlab

```

%function runFGWCPSO

% load data
load jatim.txt
x = jatim(:,2:21);

[n,d] = size(x);
c = 2; % jumlah cluster;
m = 2; % fuzziness weighted exponent;
e = 1e-4; % 0.0001; % error

psoOptions = get_psoOptions;
if n > d,

psoOptions.Obj.f2eval = 'fgwc_U';
else,

psoOptions.Obj.f2eval = 'fgwc_V';
end;

% untuk fgwc_U nilainya n*c, sedangkan untuk fgwc_V nilainya c*d
if strcmp(psoOptions.Obj.f2eval, 'fgwc_U') == 1,
    psoOptions.Vars.SwarmSize = n;
    psoOptions.Vars.Dim = c;
elseif strcmp(psoOptions.Obj.f2eval, 'fgwc_V') == 1,
    psoOptions.Vars.SwarmSize = c;
    psoOptions.Vars.Dim = d;
else
    psoOptions.Vars.SwarmSize = 100;
    psoOptions.Vars.Dim = d;
end;

% Parameters common across all functions
psoOptions.SParams.c1 = 2;
psoOptions.SParams.c2 = 2;
psoOptions.SParams.w_start = 0.9;
psoOptions.SParams.w_end = 0.4;

```

```

psoOptions.SParams.w_varyfor = 1;
psoOptions.Flags.ShowViz = 0;
psoOptions.Flags.Neighbor = 0;
psoOptions.Save.Interval = 0;
psoOptions.Disp.Interval = 0;
psoOptions.Obj.lb = -2;
psoOptions.Obj.ub = 2;
psoOptions.SParams.Vmax = 0.3;
numberOfRuns = 100;

disp(sprintf('This experiment will optimize %s function for %d times.',
psoOptions.Obj.f2eval, numberOfRuns));
disp(sprintf('Population Size: %d\tDimensions: %d.', psoOptions.Vars.SwarmSize,
psoOptions.Vars.Dim));
fVal = 0;
History=[];
disp(sprintf('\nRun \t\t Best objVal'));
for i = 1:numberofRuns
    [tfxmin, xmin, Swarm, tHistory, tResult] = pso_linear(psoOptions);

    if i == 1,
        BestResult = tResult;
    else
        if tResult.validity.IFV > BestResult.validity.IFV,
            BestResult = tResult;
        end;
    end;

    fVal(i,:) = tfxmin;
    History(:,i) = tHistory;
    disp(sprintf('%4d \t\t%10g', i, tfxmin));
end
Avg = sum(fVal)/numberOfRuns;
disp(sprintf('\nAvg. \t\t%10g', Avg));
disp(sprintf('Best. \t\t%10g\n', BestResult.cost));

% save the parameters and perform validity index evaluation using best result
data.X = x;
param.c = c;
param.m = m;
param.e = e;
param.ro=ones(1,param.c);
param.val=1;
param.max=100;
param.alpha=0.5;
this = BestResult;
result = validity(BestResult,data,param);
result.validity

valid.indeks(1,1) = ans.PC;
valid.indeks(2,1) = ans.CE;
valid.indeks(3,1) = ans.SC;
valid.indeks(4,1) = ans.S;
valid.indeks(5,1) = ans.XB;
valid.indeks(6,1) = ans.IFV;

```

Lampiran 10. Fungsi FGWC-ABC pada Matlab

```
% function runFGWCABC()

% load data
load jatim.txt
x = jatim(:,2:21);

[n,d] = size(x);
c = 2; % jumlah cluster;
m = 2; % fuzziness exponent
e = 1e-4;% error

%/* Control Parameters of ABC algorithm*/
if n > d,
    %objfun='fgwc_U'; %cost function to be optimized
objfun='fgwc_U'
else,
    %objfun='fgwc_V'; %cost function to be optimized
objfun='fgwc_V'
end;

%/* The number of colony size (employed bees+onlooker bees)*/
if strcmp(objfun, 'fgwc_U') == 1,
    FoodNumber=n; %/*The number of food sources equals the half of the colony
size*/
    D=c; %/*The number of parameters of the problem to be optimized*/
    NP = 2*FoodNumber; %/* The number of colony size (employed bees+onlooker
bees)*/
elseif strcmp(objfun, 'fgwc_V') == 1,
    FoodNumber=c; %/*The number of food sources equals the half of the colony
size*/
    D=d; %/*The number of parameters of the problem to be optimized*/
    NP = 2*FoodNumber; %/* The number of colony size (employed bees+onlooker
bees)*/
else,
    FoodNumber=n; %/*The number of food sources equals the half of the colony
size*/
    D=c; %/*The number of parameters of the problem to be optimized*/
    NP = 2*FoodNumber; %/* The number of colony size (employed bees+onlooker
bees)*/
end;

limit=50; %/*A food source which could not be improved through "limit" trials is abandoned by
its employed bee*/
maxCycle=50; %/*The number of cycles for foraging {a stopping criteria}*/

%/* Problem specific variables*/
ub=ones(1,D)*2; %/*lower bounds of the parameters. */
lb=ones(1,D)*(-2);%/*upper bound of the parameters.*/

runtime=1;%/*Algorithm can be run many times in order to see its robustness*/
```

```

%Foods [FoodNumber][D]; /*Foods is the population of food sources. Each row of Foods matrix
is a vector holding D parameters to be optimized. The number of rows of Foods matrix equals to
the FoodNumber*/
%ObjVal[FoodNumber]; /*ObjVal is a vector holding objective function values associated with
food sources */
%Fitness[FoodNumber]; /*fitness is a vector holding fitness (quality) values associated with food
sources*/
%trial[FoodNumber]; /*trial is a vector holding trial numbers through which solutions can not be
improved*/
%prob[FoodNumber]; /*prob is a vector holding probabilities of food sources (solutions) to be
chosen*/
%solution [D]; /*New solution (neighbour) produced by  $v_{ij}=x_{ij}+\phi_{ij}*(x_{kj}-x_{ij})$ 
j is a randomly chosen parameter and k is a randomly chosen solution different from i*/
%ObjValSol; /*Objective function value of new solution*/
%FitnessSol; /*Fitness value of new solution*/
%neighbour, param2change; /*param2change corresponds to j, neighbour corresponds to k in
equation  $v_{ij}=x_{ij}+\phi_{ij}*(x_{kj}-x_{ij})$ */
%GlobalMin; /*Optimum solution obtained by ABC algorithm*/
%GlobalParams[D]; /*Parameters of the optimum solution*/
%GlobalMins[runtime]; /*GlobalMins holds the GlobalMin of each run in multiple runs*/

GlobalMins=zeros(1,runtime);

for r=1:runtime

% /*All food sources are initialized */
%/*Variables are initialized in the range [lb,ub]. If each parameter has different range, use arrays
lb[j], ub[j] instead of lb and ub */

Range = repmat((ub-lb),[FoodNumber 1]);
Lower = repmat(lb, [FoodNumber 1]);
Foods = rand(FoodNumber,D) .* Range + Lower;

%reset trial counters
trial=zeros(1,FoodNumber);

%/*The best food source is memorized*/
BestInd=find(ObjVal==min(ObjVal));
BestInd=BestInd(end);
GlobalMin=ObjVal(BestInd);
GlobalParams=Foods(BestInd,:);

iter=1;
while ((iter <= maxCycle)),

%%%%%%%%%% EMPLOYED BEE PHASE %%%%%%%%%%%
    for i=1:(FoodNumber)

        %/*The parameter to be changed is determined randomly*/
        Param2Change=fix(rand*D)+1;

        %/*A randomly chosen solution is used in producing a mutant solution of the solution i*/
        neighbour=fix(rand*(FoodNumber))+1;

        %/*Randomly selected solution must be different from the solution i*/
        while(neighbour==i)
            neighbour=fix(rand*(FoodNumber))+1;

```

```

end;

solx=Foods(i,:);
sol = repmat(solx,[FoodNumber 1]);
% /*v_{ij}=x_{ij}+\phi_{ij}*(x_{kj}-x_{ij}) */
sol(Param2Change)=Foods(i,Param2Change)+(Foods(i,Param2Change)-
Foods(neighbour,Param2Change))*(rand-0.5)*2;

% /*if generated parameter value is out of boundaries, it is shifted onto the boundaries*/
ind=find(solx<lb);
sol(ind)=lb(ind);
ind=find(solx>ub);
sol(ind)=ub(ind);

%evaluate new solution
result = feval(objfun,sol);
ObjValSol = result.cost;
% ObjValSol = repmat(result.cost, [FoodNumber 1]);
FitnessSol=calculateFitness(ObjValSol);

% /*a greedy selection is applied between the current solution i and its mutant*/
if (FitnessSol>Fitness) %/*If the mutant solution is better than the current solution i, replace
the solution with the mutant and reset the trial counter of solution i*/
% SizeSol = size(sol)
% SizeFoods = size(Foods)
% Foods(i,:)=sol;
Fitness=FitnessSol;
ObjVal=ObjValSol;
trial(i)=0;
else
trial(i)=trial(i)+1; %/*if the solution i can not be improved, increase its trial counter*/
end;

end;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% CalculateProbabilities %%%%%%%%%%%%%
%/* A food source is chosen with the probability which is proportional to its quality*/
%/*Different schemes can be used to calculate the probability values*/
%/*For example prob(i)=fitness(i)/sum(fitness)*/
%/*or in a way used in the metot below prob(i)=a*fitness(i)/max(fitness)+b*/
%/*probability values are calculated by using fitness values and normalized by dividing maximum
fitness value*/

prob=(0.9.*Fitness./max(Fitness))+0.1;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% ONLOOKER BEE PHASE %%%%%%%%%%%%%

i=1;
t=0;
while(t<FoodNumber)
% if(rand<prob(i))
if(rand<prob)
t=t+1;
%/*The parameter to be changed is determined randomly*/
Param2Change=fix(rand*D)+1;

```



```

    /*A randomly chosen solution is used in producing a mutant solution of the solution i*/
    neighbour=fix(rand*(FoodNumber))+1;

    /*Randomly selected solution must be different from the solution i*/
    while(neighbour==i)
        neighbour=fix(rand*(FoodNumber))+1;
    end;

    solx=Foods(i,:);
    sol = repmat(solx, [FoodNumber 1]);
    % /*v_{ij}=x_{ij}+\phi_{ij}*(x_{kj}-x_{ij}) */
    sol(Param2Change)=Foods(i,Param2Change)+(Foods(i,Param2Change)-
    Foods(neighbour,Param2Change))*(rand-0.5)*2;

    % /*if generated parameter value is out of boundaries, it is shifted onto the boundaries*/
    ind=find(solx<lb);
    sol(ind)=lb(ind);
    ind=find(solx>ub);
    sol(ind)=ub(ind);

    %evaluate new solution
    result = feval(objfun,sol);
    ObjValSol = result.cost;
    % ObjValSol = repmat(result.cost, [FoodNumber 1]);
    FitnessSol=calculateFitness(ObjValSol);

    % /*a greedy selection is applied between the current solution i and its mutant*/
    if (FitnessSol>Fitness) /*If the mutant solution is better than the current solution i, replace
the solution with the mutant and reset the trial counter of solution i*/
        % Foods(i,:)=sol;
        Fitness=FitnessSol;
        ObjVal=ObjValSol;
        trial(i)=0;
    else
        trial(i)=trial(i)+1; /*if the solution i can not be improved, increase its trial counter*/
    end;
end;

i=i+1;
if (i==(FoodNumber)+1)
    i=1;
end;
end;

/*The best food source is memorized*/
ind=find(ObjVal==min(ObjVal));
ind=ind(end);
if (ObjVal(ind)<GlobalMin)
    GlobalMin=ObjVal(ind);
    GlobalParams=Foods(ind,:);
end;

%%%%%%%%%% SCOUT BEE PHASE %%%%%%%%%%%

/*determine the food sources whose trial counter exceeds the "limit" value.
%In Basic ABC, only one scout is allowed to occur in each cycle*/

```

```

ind=find(trial==max(trial));
ind=ind(end);
if (trial(ind)>limit)
    trial(ind)=0;
    ubx = repmat(ub, [FoodNumber 1]);
    lbx = repmat(lb, [FoodNumber 1]);
    % sol=(ub-lb).*rand(FoodNumber,D)+lb;
    sol=(ubx-lbx).*rand(FoodNumber,D)+lbx;
    result = feval(objfun,sol);
    ObjValSol = result.cost;
    % ObjValSol = repmat(result.cost, [FoodNumber 1]);
    FitnessSol=calculateFitness(ObjValSol);
    % Foods(ind,:)=sol;
    Fitness(ind)=FitnessSol;
    ObjVal(ind)=ObjValSol;
end;

    if iter == 1,
        BestResult = result;
    else
        if result.validity.IFV > BestResult.validity.IFV,
            BestResult = result;
        end;
    end;

fprintf('Iter=%d ObjVal=%g\n',iter,GlobalMin);
iter=iter+1;

end % End of ABC

GlobalMins(r)=GlobalMin;
end; %end of runs

% save the parameters and perform validity index evaluation using best result
data.X = x;
param.c = c;
param.m = m;
param.e = e;%0.001;%
param.ro=ones(1,param.c);
param.val=1;
param.max=100;
param.alpha=0.5;
result = validity(BestResult,data,param);
result.validity

valid.indeks(1,1) = ans.PC;
valid.indeks(2,1) = ans.CE;
valid.indeks(3,1) = ans.SC;
valid.indeks(4,1) = ans.S;
valid.indeks(5,1) = ans.XB;
valid.indeks(6,1) = ans.IFV;

```

Lampiran 11. Fungsi FGWC-MABC pada Matlab

```
% function runFGWCMABC()

    % load data
    load jatimx.txt
    x = jatimx(:,2:21);

    [n,d] = size(x);
    c = 2; % jumlah cluster;
    m = 2; % fuzziness exponent
    e = 1e-4; % error

    %/* Control Parameters of ABC algorithm*/
    if n > d,
        %objfun='fgwc_V'; %cost function to be optimized
    objfun='fgwc_U'
    else,
        %objfun='fgwc_U'; %cost function to be optimized
    objfun='fgwc_V'
    end;

    %/* The number of colony size (employed bees+onlooker bees)*/
    if strcmp(objfun, 'fgwc_U') == 1,
        FoodNumber=n; %/*The number of food sources equals the half of the colony
size*/
        D=c; %/*The number of parameters of the problem to be optimized*/
        NP = 2*FoodNumber; %/* The number of colony size (employed bees+onlooker
bees)*/
    elseif strcmp(objfun, 'fgwc_V') == 1,
        FoodNumber=c; %/*The number of food sources equals the half of the colony
size*/
        D=d; %/*The number of parameters of the problem to be optimized*/
        NP = 2*FoodNumber; %/* The number of colony size (employed bees+onlooker
bees)*/
    else,
        FoodNumber=n; %/*The number of food sources equals the half of the colony
size*/
        D=c; %/*The number of parameters of the problem to be optimized*/
        NP = 2*FoodNumber; %/* The number of colony size (employed bees+onlooker
bees)*/
    end;

    limit=100; %/*A food source which could not be improved through "limit" trials is abandoned by
its employed bee*/
    maxCycle=100; %/*The number of cycles for foraging {a stopping criteria}*/

    %/* Problem specific variables*/
    ub=ones(1,D)*2; %/*lower bounds of the parameters. */
    lb=ones(1,D)*(-2);%/*upper bound of the parameters.*/

    runtime=1;%/*Algorithm can be run many times in order to see its robustness*/
```

```

%Foods [FoodNumber][D]; /*Foods is the population of food sources. Each row of Foods matrix
is a vector holding D parameters to be optimized. The number of rows of Foods matrix equals to
the FoodNumber*/
%ObjVal[FoodNumber]; /*ObjVal is a vector holding objective function values associated with
food sources */
%Fitness[FoodNumber]; /*fitness is a vector holding fitness (quality) values associated with food
sources*/
%trial[FoodNumber]; /*trial is a vector holding trial numbers through which solutions can not be
improved*/
%prob[FoodNumber]; /*prob is a vector holding probabilities of food sources (solutions) to be
chosen*/
%solution [D]; /*New solution (neighbour) produced by  $v_{ij}=x_{ij}+\phi_{ij}*(x_{kj}-x_{ij})$ 
j is a randomly chosen parameter and k is a randomly chosen solution different from i*/
%ObjValSol; /*Objective function value of new solution*/
%FitnessSol; /*Fitness value of new solution*/
%neighbour, param2change; /*param2change corresponds to j, neighbour corresponds to k in
equation  $v_{ij}=x_{ij}+\phi_{ij}*(x_{kj}-x_{ij})$ */
%GlobalMin; /*Optimum solution obtained by ABC algorithm*/
%GlobalParams[D]; /*Parameters of the optimum solution*/
%GlobalMins[runtime]; /*GlobalMins holds the GlobalMin of each run in multiple runs*/

GlobalMins=zeros(1,runtime);

for r=1:runtime

% /*All food sources are initialized */
% /*Variables are initialized in the range [lb,ub]. If each parameter has different range, use arrays
lb[j], ub[j] instead of lb and ub */

Range = repmat((ub-lb),[FoodNumber 1]);
Lower = repmat(lb, [FoodNumber 1]);
Foods = rand(FoodNumber,D) .* Range + Lower;

%reset trial counters
trial=zeros(1,FoodNumber);

%/*The best food source is memorized*/
BestInd=find(ObjVal==min(ObjVal));
BestInd=BestInd(end);
GlobalMin=ObjVal(BestInd);
GlobalParams=Foods(BestInd,:);

iter=1;
while ((iter <= maxCycle)),

%%%%%%%%%% EMPLOYED BEE PHASE %%%%%%%%%%%
for i=1:(FoodNumber)

    %/*The parameter to be changed is determined randomly*/
    Param2Change=fix(rand*D)+1;

    %/*A randomly chosen solution is used in producing a mutant solution of the solution i*/
    neighbour=fix(rand*(FoodNumber))+1;

    %/*Randomly selected solution must be different from the solution i*/
    while(neighbour==i)
        neighbour=fix(rand*(FoodNumber))+1;

```

```

end;

solx=Foods(i,:);
sol = repmat(solx,[FoodNumber 1]);

% -- Modified by Nila N & Benkshadi (2016) --
% Modified ABC based on based on Shahrudin&Mahmuddin (2014)
%  $v_{ij} = x_{ij} + \phi_{ij} * (x_{ij} - x_{kj}) + \phi_{2ij} * (y_{ij} - x_{ij})$ 
% Random function to get phi2 (uniform random between [0, 1.5])
phi2_min = 0;
phi2_max = 1.5;
phi2_range = phi2_max - phi2_min;
phi2_random = rand;
phi2_adjustment = phi2_range * phi2_random;
phi2 = phi2_min + phi2_adjustment;
phi = (rand-0.5)*2;
% Modified ABC:
sol(Param2Change)=Foods(i,Param2Change) + phi*(Foods(i,Param2Change)-
Foods(neighbour,Param2Change)) + phi2*(Foods(BestInd,Param2Change)-
Foods(i,Param2Change));

% /*if generated parameter value is out of boundaries, it is shifted onto the boundaries*/
ind=find(solx<lb);
sol(ind)=lb(ind);
ind=find(solx>ub);
sol(ind)=ub(ind);

% evaluate new solution
result = feval(objfun,sol);
ObjValSol = result.cost;
% ObjValSol = repmat(result.cost, [FoodNumber 1]);
FitnessSol=calculateFitness(ObjValSol);

% /*a greedy selection is applied between the current solution i and its mutant*/
if (FitnessSol>Fitness) /*If the mutant solution is better than the current solution i, replace
the solution with the mutant and reset the trial counter of solution i*/
% SizeSol = size(sol)
% SizeFoods = size(Foods)
% Foods(i,:)=sol;
Fitness=FitnessSol;
ObjVal=ObjValSol;
trial(i)=0;
else
trial(i)=trial(i)+1; /*if the solution i can not be improved, increase its trial counter*/
end;

end;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% CalculateProbabilities %%%%%%%%%
%/* A food source is chosen with the probability which is proportioal to its quality*/
%/*Different schemes can be used to calculate the probability values*/
%/*For example prob(i)=fitness(i)/sum(fitness)*/
%/*or in a way used in the metot below prob(i)=a*fitness(i)/max(fitness)+b*/
%/*probability values are calculated by using fitness values and normalized by dividing maximum
fitness value*/

```

```

%prob=(0.9.*Fitness./max(Fitness))+0.1;

% Modified by Nila N & Benkshadi (2016)
% Probality formula based on Shahrudin&Mahmuddin (2014)
% prob(i)=exp(-(1/rho)*fitness(i))

rho = 2.5; %defined
prob = exp(-(1/rho)*Fitness);

%%%%%%%%% ONLOOKER BEE PHASE %%%%%%%%%%
i=1;
t=0;
while(t<FoodNumber)
    % if(rand<prob(i))
    if(rand<prob)
        t=t+1;
        %/*The parameter to be changed is determined randomly*/
        Param2Change=fix(rand*D)+1;

        %/*A randomly chosen solution is used in producing a mutant solution of the solution i*/
        neighbour=fix(rand*(FoodNumber))+1;

        %/*Randomly selected solution must be different from the solution i*/
        while(neighbour==i)
            neighbour=fix(rand*(FoodNumber))+1;
        end;

        solx=Foods(i,:);
        sol = repmat(solx, [FoodNumber 1]);

        % -- Modified by Nila N & Benkshadi (2016) --
        % Modified ABC based on based on Shahrudin&Mahmuddin (2014)
        % v{ij} = x{ij} + phi{ij}*(x{ij}-x{kj}) + phi2{ij}*(y{j}-x{ij})
        % Random function to get phi2 (uniform random between [0, 1.5])
        phi2_min = 0;
        phi2_max = 1.5;
        phi2_range = phi2_max - phi2_min;
        phi2_random = rand;
        phi2_adjustment = phi2_range * phi2_random;
        phi2 = phi2_min + phi2_adjustment;
        phi = (rand-0.5)*2;
        % Modified ABC:
        sol(Param2Change)=Foods(i,Param2Change) + phi*(Foods(i,Param2Change)-
        Foods(neighbour,Param2Change)) + phi2*(Foods(BestInd,Param2Change)-
        Foods(i,Param2Change));

        % /*if generated parameter value is out of boundaries, it is shifted onto the boundaries*/
        ind=find(solx<lb);
        sol(ind)=lb(ind);
        ind=find(solx>ub);
        sol(ind)=ub(ind);

        %evaluate new solution
        result = feval(objfun,sol);
        ObjValSol = result.cost;
        % ObjValSol = repmat(result.cost, [FoodNumber 1]);
        FitnessSol=calculateFitness(ObjValSol);

```

```

    % /*a greedy selection is applied between the current solution i and its mutant*/
    if (FitnessSol>Fitness) /*If the mutant solution is better than the current solution i, replace
the solution with the mutant and reset the trial counter of solution i*/
        % Foods(i,:)=sol;
        Fitness=FitnessSol;
        ObjVal=ObjValSol;
        trial(i)=0;
    else
        trial(i)=trial(i)+1; /*if the solution i can not be improved, increase its trial counter*/
    end;
end;

i=i+1;
if (i==(FoodNumber)+1)
    i=1;
end;
end;

%/*The best food source is memorized*/
ind=find(ObjVal==min(ObjVal));
ind=ind(end);
if (ObjVal(ind)<GlobalMin)
    GlobalMin=ObjVal(ind);
    GlobalParams=Foods(ind,:);
end;

%%%%%%%%%% SCOUT BEE PHASE %%%%%%%%%%%

%/*determine the food sources whose trial counter exceeds the "limit" value.
%In Basic ABC, only one scout is allowed to occur in each cycle*/

ind=find(trial==max(trial));
ind=ind(end);
if (trial(ind)>limit)
    trial(ind)=0;
    ubx = repmat(ub, [FoodNumber 1]);
    lbx = repmat(lb, [FoodNumber 1]);
    % sol=(ub-lb).*rand(FoodNumber,D)+lb;
    sol=(ubx-lbx).*rand(FoodNumber,D)+lbx;
    result = feval(objfun,sol);
    ObjValSol = result.cost;
    % ObjValSol = repmat(result.cost, [FoodNumber 1]);
    FitnessSol=calculateFitness(ObjValSol);
    % Foods(ind,:)=sol;
    Fitness(ind)=FitnessSol;
    ObjVal(ind)=ObjValSol;
end;

    if iter == 1,
        BestResult = result;
    else
        if result.validity.IFV > BestResult.validity.IFV,
            BestResult = result;
        end;
end;

```

```

end;

fprintf('Iter=%d ObjVal=%g\n',iter,GlobalMin);
iter=iter+1;

end % End of ABC

GlobalMins(r)=GlobalMin;
end; %end of runs

% save the parameters and perform validity index evaluation using best result
data.X = x;
param.c = c;
param.m = m;
param.e = e;
param.ro=ones(1,param.c);
param.val=1;
param.max=100;
param.alpha=0.5;
result = validity(BestResult,data,param);
result.validity

valid.indeks(1,1) = ans.PC;
valid.indeks(2,1) = ans.CE;
valid.indeks(3,1) = ans.SC;
valid.indeks(4,1) = ans.S;
valid.indeks(5,1) = ans.XB;
valid.indeks(6,1) = ans.IFV;

```


BIOGRAFI PENULIS



Penulis dilahirkan di Jakarta, tepatnya di Serdang - Kemayoran, Jakarta Pusat pada tanggal 21 juli 1981. Putra ke tiga dari empat bersaudara dari pasangan bapak Warilan dan ibu Siek Mei Siang (Nuraini). Pendidikan formal yang telah ditempuh penulis adalah SDN 09 Serdang (1988-1993), SMPN 59 Jakarta (1993-1996), SMUN 05 Jakarta (1996-1999), Sekolah Tinggi Ilmu Statistik (STIS) Jakarta (1999-2003).

Setelah menyelesaikan pendidikan di STIS, penulis kemudian ditugaskan di BPS Provinsi Maluku, karena terjadi kerusuhan di Maluku, kemudian penulis ditugaskan sementara di Sub Direktorat Ketahanan Wilayah BPS RI. Pada tahun 2004 penulis ditugaskan di BPS Kabupaten Maluku Tenggara Provinsi Maluku, pada tahun 2008 penulis bertugas di BPS Provinsi Banten, selanjutnya pada Tahun 2009 penulis bertugas di BPS Kota Serang Provinsi Banten hingga penulis melanjutkan studi di Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya.

Surabaya, Januari 2017

Bambang Sulisty Hadi

bshadi@bps.go.id

benkshadi@gmail.com